



Master 2 *Professionnel* Physique-Informatique

# RAPPORT DE STAGE

effectué à

La Maison de la Télédétection

du 1<sup>er</sup> Avril au 30 Septembre 2009

par

**LAVENTURE Sylvio**

---

## Suivi temporel des points d'eau du Parc Régional du W (Burkina Faso, Bénin, Niger)

---

Tuteurs du stage de l'entreprise : Daniel CORNELIS

Annelise TRAN

Valérie SOTI

Nicolas BAGHDADI

Marie-Noël VISSCHER

Tuteurs du stage de l'université : Mathieu ROCHE

Maguelonne TEISSEIRE

David CASSAGNE

# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Annelise Tran, chargée de recherche au Cirad en télédétection et épidémiologie, pour son encadrement, ses conseils et sa sympathie durant toute la durée de ce stage.

Je tiens également, à remercier Daniel Cornelis et Marie-Noël De Visscher, écologue au Cirad, pour leurs explications précieuses pour l'avancée de ce stage.

Je remercie aussi Valérie Soti, géomaticienne et géographe au Cirad, pour son enthousiasme et ses conseils.

Je remercie également Nicolas Baghdadi, directeur de recherche au Cemagref, pour son expérience et ses remarques pertinentes qui m'ont permis de surmonter certaines difficultés.

Je tiens à remercier aussi, Mathieu Roche, Maguelonne Teisseire et David Cassagne, tuteurs de l'université pour leurs précieux conseils.

Et pour finir, je tiens à remercier vivement l'ensemble du personnel de la Maison de la Télédétection pour leur accueil et leur sympathie.

# Résumé

Ce rapport est une synthèse du travail réalisé pendant 5 mois à la maison de la télédétection dans le cadre du stage de Master.

Pendant ce stage, les images SPOT (optique) ont été utilisées pour extraire des masses d'eau à l'aide de plusieurs indices de détection de l'eau. Les résultats montrent qu'il n'y a pas une méthode universelle qui permet de détecter l'eau sur toutes les images mais plusieurs. Selon le niveau de réflectance des images SPOT, on a mis au point plusieurs méthodes qui permettent d'identifier l'eau en combinant plusieurs indices.

D'après plusieurs études, les images optiques sont complémentaires des images radars. Ces images ont, également, été traitées par une méthode simple qui permet de sélectionner les coefficients de rétrodiffusion représentant de l'eau.

Par la suite les méthodes ont été schématisées et automatisées afin de faciliter leurs utilisations.

Et pour finir, on fait une analyse de validation afin d'évaluer notre outil.

# Abstract

This report is a synthesis of the work achieved during five months at the MTD within the framework of the Master training period.

During this training period, SPOT (Optical) images were used to extract water bodies using several indices to detect water. But there is no universal method to detect water on all images. Depending on the level of reflectance of SPOT images, we performed several methods to identify water by combining several indices.

According to several studies, the optical images and radar images are complementary. These images have also been treated by a simple method to select the backscattering coefficients representing water. After, methods have been schematized and automated to facilitate their use. And finally, there is a validation analysis to assess the capacity of tool to detect water bodies.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Présentation de la Maison de la Télédétection (MTD)	1
1.2	Le CIRAD et le projet ANR Biodiversité "Mobilité"	1
1.3	Contexte et Zone d'étude	2
1.4	Objectifs du stage	3
1.5	Supports utilisés	3
1.6	Approche en trois étapes	3
<b>2</b>	<b>Etat de l'art</b>	<b>5</b>
2.1	La télédétection	5
2.1.1	Définition	5
2.1.2	Le rayonnement électromagnétique	6
2.1.3	Interactions avec l'atmosphère	7
2.1.4	Interactions entre les ondes électromagnétiques et la cible	8
2.1.5	Enregistrement de l'énergie émise ou réfléchi	9
2.2	Méthodes de détection et d'identification optique et radar de l'eau	14
2.2.1	NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	14
2.2.2	NDWI (Normalized Difference Water Index)	14
2.2.3	MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index)	15
2.2.4	Indice non-normalisé, DWI (Difference Water Index)	15
2.2.5	Indice de texture	16
2.3	Méthode de la courbe ROC	17
2.4	La classification	19
2.5	Modèle dynamique des mares	20
<b>3</b>	<b>Description de données</b>	<b>22</b>
3.1	Images SPOT	22
3.1.1	Principales évolutions du capteur	23
3.1.2	Caractéristiques	23
3.2	Images Radar des satellites ALOS et TerraSar-X	25

3.2.1	Représentation des couches thématiques . . . . .	26
<b>4</b>	<b>Méthodologie</b>	<b>27</b>
4.1	Analyse optique . . . . .	27
4.1.1	Pré-traitement optique . . . . .	27
4.1.2	Réalisation des méthodes optiques . . . . .	30
4.2	Analyse radar . . . . .	31
4.2.1	Pré-traitement Radar . . . . .	32
4.2.2	Réalisation de la méthode radar . . . . .	32
4.2.3	Combinaison des images radar TerraSar-X et SPOT multi-spectrale à l'aide de la fusion ACP-IHS . . . . .	34
4.3	Validation . . . . .	36
<b>5</b>	<b>Résultats</b>	<b>37</b>
5.1	Traitement optique . . . . .	37
5.1.1	Pré-traitement . . . . .	37
5.1.2	Traitement en saison sèche . . . . .	38
5.1.3	Traitement en saison pluvieuse . . . . .	43
5.2	Traitement Radar . . . . .	45
5.2.1	Analyse en saison sèche . . . . .	45
5.2.2	Analyse en saison pluvieuse . . . . .	45
5.2.3	Elements complémentaires . . . . .	46
5.3	Validation des outils . . . . .	47
5.3.1	Validation de l'outil optique . . . . .	48
5.3.2	Validation de l'outil radar . . . . .	49
<b>6</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>51</b>
<b>A</b>	<b>Parc du W</b>	<b>53</b>
<b>B</b>	<b>Représentation des mares extraites</b>	<b>55</b>
<b>C</b>	<b>Zone d'étude</b>	<b>58</b>
<b>D</b>	<b>Indice de texture</b>	<b>59</b>
<b>E</b>	<b>Programme sous Matlab qui permet d'extraire des fenêtres de pixels</b>	<b>60</b>
<b>F</b>	<b>Programmation de la fusion IHS sous ERDAS</b>	<b>64</b>
<b>G</b>	<b>Programmation d'une méthode appliquée à l'aide d'un indice</b>	<b>66</b>

---

**H Photographie des mares****67**



# Chapitre 1

## Introduction

### 1.1 Présentation de la Maison de la Télédétection (MTD)

Localisée au sein du Campus d'Agropolis à Montpellier, la Maison de la Télédétection (MTD) est un centre de recherche appliquée en télédétection et information géographique. Elle regroupe quatre centres de recherche et d'enseignement supérieur français :



AgroParisTech/ENGREF (Ecole nationale du génie rural, des eaux et des forêts), Cemagref (Institut de recherche finalisée de référence pour la gestion durable des eaux et des territoires), CIRAD (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement) et IRD (Institut de recherche pour le développement).

Ce stage a été effectué au sein de la MTD en tant que stagiaire CIRAD dans le cadre du projet ANR Biodiversité "Mobilité" (Agence Nationale de la Recherche).

### 1.2 Le CIRAD et le projet ANR Biodiversité "Mobilité"

Le Cirad est un institut français de recherche agronomique au service du développement des pays du Sud et de l'outre-mer français. Il a choisi le développement durable comme ligne de force de son action à travers le monde. Cette démarche prend en compte les conséquences écologiques, économiques et sociales, à long terme, des processus de transformation des sociétés et des territoires du Sud. C'est en travaillant sur le projet ANR Biodiversité "Mobilité", qu'ils mettent en oeuvre une partie de cette démarche.

Ce projet a pour objectif d'identifier les variables explicatives de la mobilité et de la distribution spatiale de la grande faune dans un environnement hétérogène, en prenant comme modèles deux



herbivores de savane africaine (Buffle) et un carnivore de montagne européenne (Ours). Ainsi, pour ce stage, seul les buffles du Parc régional du W nous intéressent.

### 1.3 Contexte et Zone d'étude

Situé en Afrique de l'Ouest, le parc W est une aire protégée cogérée par trois pays : le Niger, le Burkina Faso et le Bénin. Elle couvre une superficie de dix mille kilomètres carrés, et tire son nom des méandres du majestueux fleuve Niger (Annexe A, figure A.1) qui le borde du côté Nigérien en formant un W caractéristique.

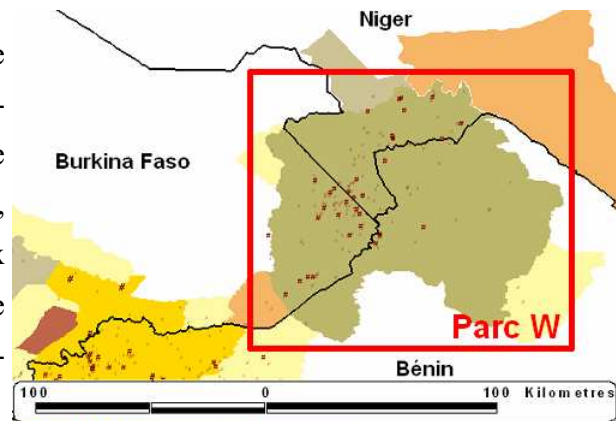


FIG. 1.1 –: Parc du W

Ce parc est classé sur la liste du patrimoine mondial par l'UNESCO, qui en a fait la première Réserve de Biosphère transfrontalière au monde. Il est réputé pour sa grande richesse en animaux (éléphants, buffles, antilopes, hippotragues, bubales, etc ...) et en formations végétales. Ce parc est soumis à de nombreux facteurs abiotiques et biotiques susceptibles d'engendrer de fortes hétérogénéités dans la distribution et la qualité des ressources clés [19]. Les gradients pluviométriques ou de température en fonction de la latitude peuvent engendrer une mosaïque d'unités de végétation soumise en outre à une forte saisonnalité [21].

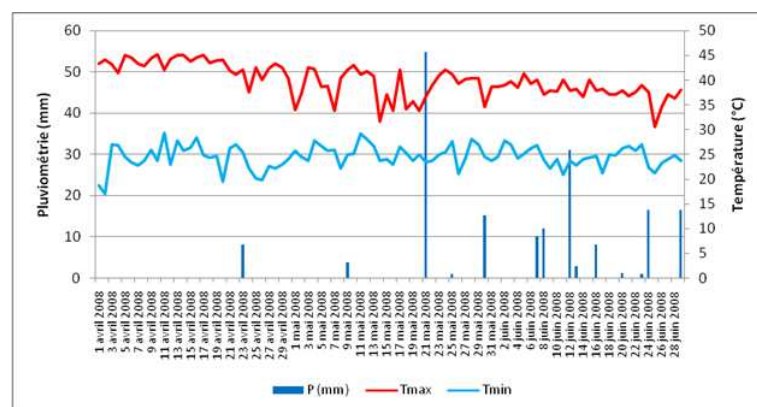


FIG. 1.2 –: Relevé pluviométrique journalier à la Tapoa

Sur le Parc du W, la Saison sèche commence début Octobre et se termine en fin Avril et la plus grande phdos odsidf Saison pluvieuse va de Juin à fin Septembre (figure 1.2). De ce fait, les populations d'herbivores sont dépendantes de ce fractionnement de l'espace mais doivent également

organiser leurs mouvements en fonction de la disponibilité en eau durant la saison sèche. Cette distribution temporelle est une contrainte à l'expansion spatiale et démographique de la faune. Par la création d'eau artificielle, les gestionnaires ont toutefois l'opportunité de lever cette contrainte.

## 1.4 Objectifs du stage

L'objectif de ce stage qui consiste à établir une cartographie du disponible en eau de surface au Parc W :

- Cartographie des mares sur images SPOT (saison sèche et saison pluvieuse) : prétraitement des images, tests de différents indices spectraux, extraction des plans d'eau, validation à partir de données collectées sur le terrain
- Cartographie des mares à partir d'imagerie radar TerraSAR-X de dernière génération
- Programmation et automatisation des traitements
- Comparaison et analyse des différents des capteurs, optiques et radar, à la détection des mares temporaires.

À terme ce travail doit servir à analyser des liens entre la mobilité des buffles, la distribution géographique et la dynamique temporelle des mares temporaires du parc du W.

## 1.5 Supports utilisés

Les données en notre possession sont les suivantes :

- Images SPOT (Saison pluvieuse et saison sèche - figure 3.1)
- Images TerraSar-X et ALOS (Saison pluvieuse et saison sèche - figure 3.3)
- Images Landsat et Modis (Non Utilisées)
- Photos aériennes des mares
- Représentation des domaines vitaux des buffles, cartes topographiques
- Couches thématiques : vecteur des pistes, du réseau hydrologique
- Représentation de la localisation des mares à l'aide de Google Earth et des données terrain
- Modèle Numérique de Terrain

Toutes les méthodes seront implémentées sur des logiciels de traitement d'image et de programmation : Erdas, Arcgis, Google Earth, R et Matlab.

## 1.6 Approche en trois étapes

- Dans un premier temps, nous ferons une analyse d'images optiques SPOT, pour mettre en place une méthode de cartographie des mares. A l'aide de ces images on peut établir un diagnostic

de l'état du remplissage et de la vidange des mares en saison des pluies et en saison sèche.

- Dans un second temps, nous effectuerons une analyse à l'aide d'images radars car en saison de pluie, il est difficile pour les capteurs optiques d'acquérir des images à cause du ciel nuageux.
- Dans un troisième temps, les résultats seront validés à partir de données terrain.

Avril	Mai	Juin	Juillet	Août
Synthèse bibliographie				
		Etude optique		
				Etude Radar

FIG. 1.3 —: Calendrier de ce travail

Au cours de ce stage, toutes les méthodes développées ont été automatisées, par la création de plusieurs chaînes de traitement.

# Chapitre 2

## Etat de l'art

### 2.1 La télédétection

#### 2.1.1 Définition

La télédétection [10] est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information.

Le processus de la télédétection au moyen de systèmes imageurs comporte sept étapes (figure 2.1):

1. **Source d'énergie ou d'illumination** : Source d'énergie pour illuminer la cible (source d'énergie naturelle ou artificielle).
2. **Rayonnement et atmosphère** : Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible (mais aussi entre la cible et le capteur), le rayonnement interagit avec l'atmosphère.
3. **Interaction entre l'énergie et la cible** : La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface.
4. **Enregistrement de l'énergie par le capteur** : Le capteur enregistre les données de l'énergie réfléchie ou émise par la cible.
5. **Transmission, réception et traitement** : Traitement de l'énergie enregistrée en données numériques.
6. **Interprétation et analyse** : Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.
7. **Application** : Utiliser l'information extraite de l'image pour nous aider à résoudre un problème particulier.

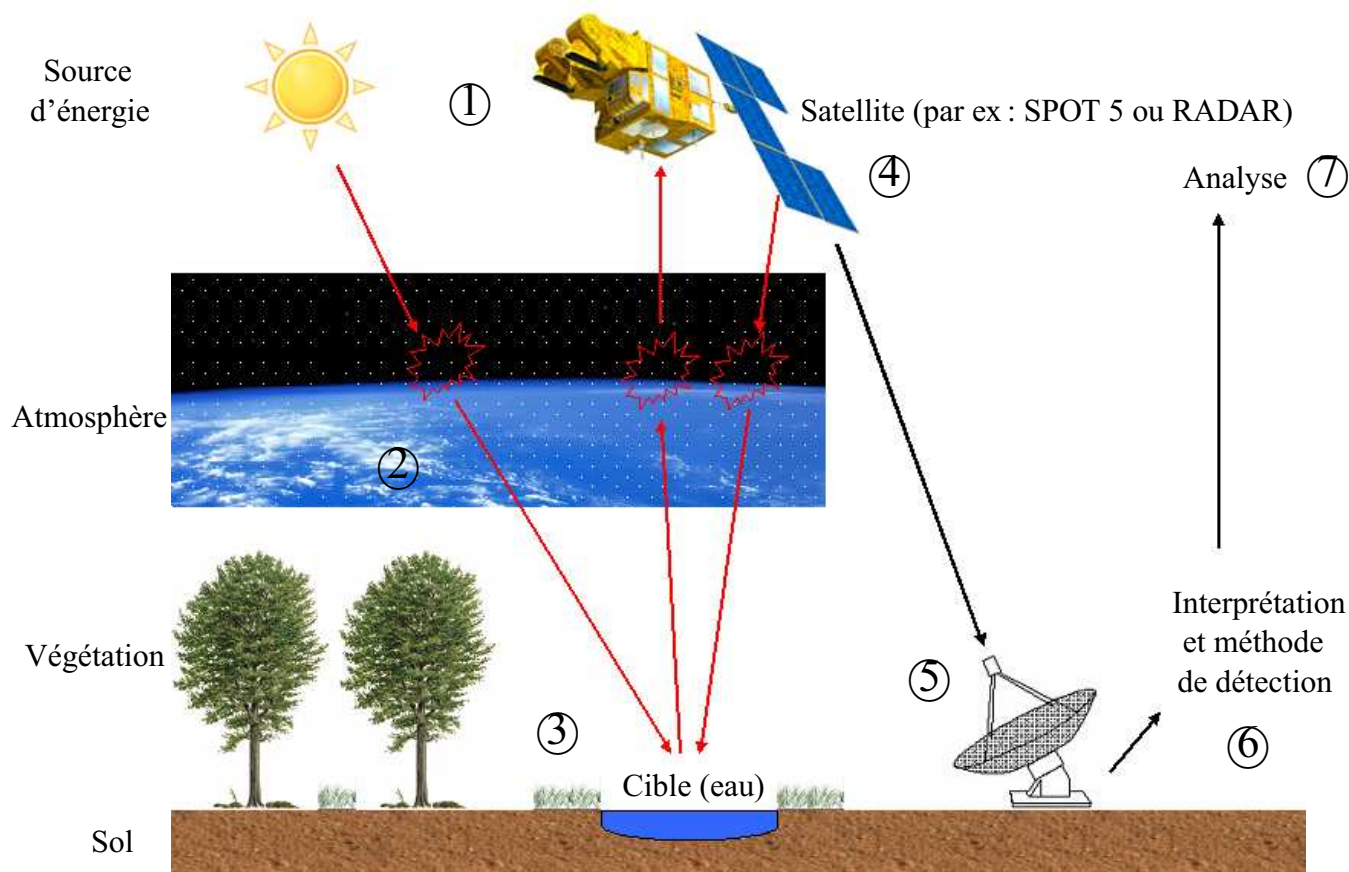


FIG. 2.1 –: Processus de télédétection spatiale

### 2.1.2 Le rayonnement électromagnétique

La télédétection utilise le phénomène physique des rayonnements électromagnétiques (source d'énergie) afin d'illuminer une cible (figure 2.1 étape 1).

Le rayonnement électromagnétique est composé d'un champ électrique (E) et d'un champ magnétique (M) perpendiculaires entre eux (figure 2.2). Ils varient en grandeur et sont orientés de façon perpendiculaire à la direction de propagation du rayonnement. Les deux champs se déplacent à la vitesse de la lumière (c).

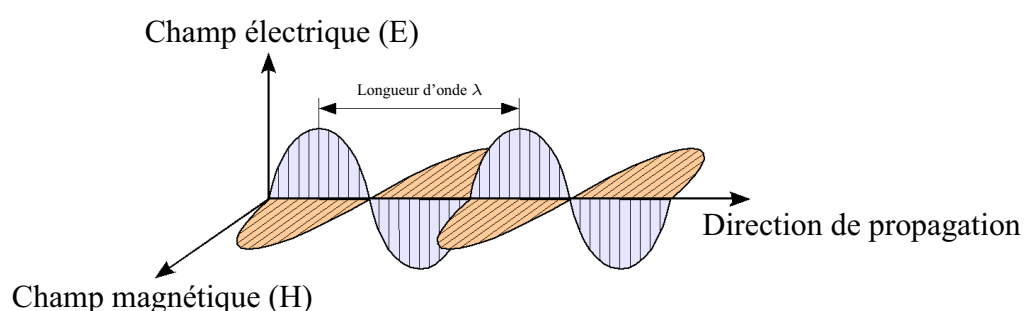


FIG. 2.2 –: Schéma de propagation d'une onde électromagnétique

Une onde électromagnétique est caractérisée par différents paramètres :

- **La longueur d'onde ( $\lambda$ )** : Distance entre deux crêtes successives d'une onde. Elle est mesurée en mètre. Les différentes longueurs d'onde sont positionnées sur le spectre du rayonnement électromagnétique (figure 2.3).

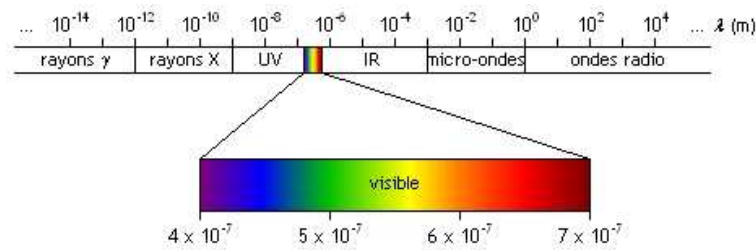


FIG. 2.3 –: Spectre électromagnétique

- **La fréquence ( $\nu$ )** : Nombre d'oscillations par unité de temps. Elle s'exprime en Hertz.
- **La célérité ( $c$ )** : Vitesse de propagation de la lumière en  $\text{m.s}^{-1}$ .

La relation qui réunit ces trois paramètres est la suivante :

$$\lambda = \frac{c}{\nu}$$

## 2.1.3 Interactions avec l'atmosphère

Avant que le rayonnement électromagnétique n'atteigne la surface de la Terre, celui-ci doit traverser une certaine épaisseur d'atmosphère (figure 2.1 étape 2). Les particules et les gaz s'y trouvant peuvent dévier ou bloquer le rayonnement incident. Ces effets sont causés par les mécanismes de diffusion et d'absorption.

### 2.1.3.1 Diffusion

La diffusion est le phénomène par lequel un faisceau de rayonnement est dévié dans de multiples directions à la rencontre d'une interface entre deux milieux, ou à la traversée d'un milieu. Entre autre dans notre cas, ce milieu est l'atmosphère [11].

Trois grands types de diffusion peuvent être mis en évidence :

- **La diffusion de Rayleigh** : Elle est provoquée par les molécules de gaz présentes dans l'atmosphère et se produit lorsque les dimensions des particules sont petites par rapport à la longueur d'onde. Il a été montré en 1899 par Rayleigh que son intensité est inversement proportionnelle à la puissance quatrième de la longueur d'onde. C'est elle qui explique la coloration rouge du ciel à l'aurore et à l'aube. Cette diffusion est orientée dans le sens inverse de la propagation du rayonnement.
- **La diffusion de Mie** : Elle est causée quand les dimensions des particules sont de même taille par rapport à la longueur d'onde. Dans le spectre du visible elle est donc due à la présence

des aérosols (= particules solides ou liquides présentes dans l'atmosphère). Elle suit une loi en  $1/\text{longueur d'onde}$  et est préférentiellement dirigée dans le sens du rayonnement.

- **La diffusion selon l'optique géométrique** : Elle est la conséquence de la présence de particules de dimensions très grandes par rapport à la longueur d'onde, comme des gouttes d'eau ou des particules de poussière. Elle concerne toutes les longueurs d'onde et les affecte dans la même mesure. Elle est à l'origine de la couleur grise des nuages.

### 2.1.3.2 Absorption

Un autre phénomène entre en jeu lorsque le rayonnement électromagnétique interagit avec l'atmosphère : c'est l'absorption. L'absorption [10] survient lorsque les grosses molécules de celle-ci (ozone, bioxyde de carbone et vapeur d'eau) absorbent l'énergie de diverses longueurs d'onde. Par contre, ce qui n'est pas absorbé est transmis, comme on peut le voir sur le graphe suivant (figure 2.4).

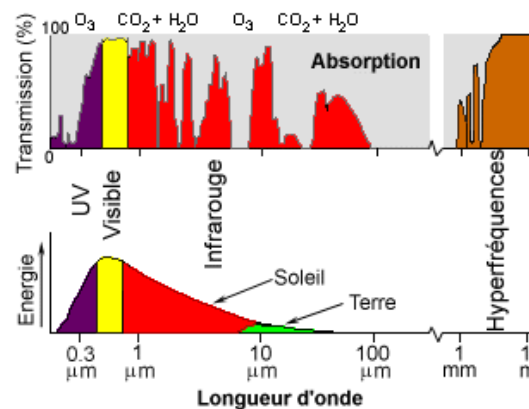


FIG. 2.4 – Absorption suivant les longueurs d'ondes [10]

Ce graphique, nous montre que l'absorption est presque totale dans l'ultraviolet (UV) jusqu'à  $0,3 \mu\text{m}$  (c'est-à-dire très peu de transmission d'onde électromagnétique qui appartient à l'espace spectral de l'UV). La transmission est très bonne dans le visible et dans le proche infrarouge. Pour le moyen infrarouge, la transmission est très variable. Par conséquent, la luminance mesurée de chaque objet est perturbée par ces phénomènes. Nous verrons par la suite comment corriger ces perturbations.

Par contre, pour les très grandes longueurs d'onde comme dans les hyperfréquences, on constate que la transmission est totale. D'où il n'y a aucune perturbation atmosphérique pour la détection d'objet. L'utilisation de ces grandes longueurs d'onde, met en oeuvre des images RADAR, que nous détaillerons dans la section 2.1.5.2.

### 2.1.4 Interactions entre les ondes électromagnétiques et la cible

Lorsque le rayonnement électromagnétique (I) entre en contact avec la cible (figure 2.1 étape 3), une partie de l'énergie est absorbée (A), une autre est transmise (T) et la partie restante est réfléchi

(Re) [31].

On peut écrire un bilan énergétique à la surface de contact :

$$E_I = E_A + E_T + E_{Re}$$

- L'énergie absorbée est la quantité d'énergie électromagnétique qui est absorbée par la cible. Son niveau d'absorbance (Ab) est caractérisé par la relation suivante :

$$Ab = \frac{E_A}{E_I}$$

- L'énergie transmise est la partie de l'énergie incidente qui traverse la cible. Son niveau de transmission (Tr) est caractérisé par la relation suivante :

$$Tr = \frac{E_T}{E_I}$$

- L'énergie réfléchie est la quantité d'énergie électromagnétique qui est redirigée par la cible. En télédétection, on parle de réflectance (R) dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1 :

$$R = \frac{E_{Re}}{E_I}$$

### 2.1.5 Enregistrement de l'énergie émise ou réfléchie

Le processus de télédétection se poursuit (figure 2.1 étape 4) avec l'enregistrement, de l'énergie émise ou réfléchie, par des capteurs.

Il faut savoir que la télédétection optique et par hyperfréquences comprend une forme passive et une forme active [10]:

- La télédétection passive : c'est la détection d'objet à l'aide d'un capteur passif. Ce capteur détecte l'énergie naturelle émise ou réfléchie par un élément dans les longueurs d'onde propres à celui-ci.
- La télédétection active : c'est la détection d'objet à l'aide d'un capteur actif. Ce capteur fournit sa propre source de rayonnement pour illuminer la cible et détecte la partie rétrodiffusée de l'énergie.

Ces capteurs sont caractérisés par leur sensibilité spectrale et les bandes passantes de filtres qui permettent d'extraire l'information séparément dans différentes longueurs d'onde. Ils sont placés sur des plates formes satellites qui sont en orbite autour de la Terre. Cette orbite (figure 2.5) est choisit en fonction des caractéristiques des capteurs et des objectifs de la mission du satellite. Elle est également caractérisée par l'altitude du satellite car certains ont une altitude très élevée (ce qui implique qu'ils peuvent observer une grande région) ou très basse (ce qui implique qu'ils peuvent observer une petite région, avec une bonne précision spatiale).



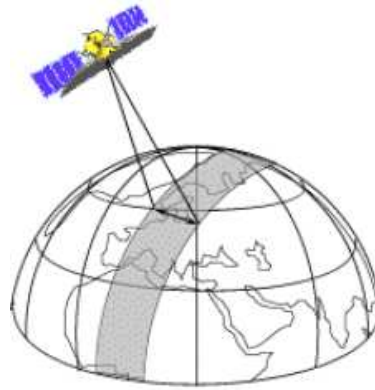


FIG. 2.5 –: Satellite en orbite qui enregistre un signal diffusé [10]

### 2.1.5.1 Télédétection optique

Généralement, les satellites, avec des capteurs optiques, suivent une orbite allant du Nord au Sud de la Terre et vis-versa. Par conséquent, ces satellites peuvent enregistrer des informations sur une région à certaines dates bien définies d'après leur vitesse de rotation.

Par exemple, les satellites SPOT peuvent capturer des images du Parc W entre le 1<sup>er</sup> et 20<sup>eme</sup> jour de chaque mois.

Les capteurs optiques détectent et enregistrent les signaux issus des longueurs d'onde du visible et de l'infrarouge pour donner une image satellite. Par conséquent, ils possèdent plusieurs canaux spécifiques, qui sont les canaux correspondant par exemple aux longueurs d'onde du Rouge (R), Vert (V), Bleu (B), du proche infrarouge (PIR) et du moyen infrarouge (MIR) (figure 2.3).

Certains éléments de l'environnement ont une réflectance particulière dans chacun de ces canaux. D'après [10], l'eau absorbe davantage les grandes longueurs d'onde du rayonnement visible et de l'infrarouge. Ainsi, l'eau paraît généralement bleue ou bleu-vert car elle réfléchit davantage les petites longueurs d'onde, elle paraît encore plus foncée si elle est observée sous les longueurs d'onde du proche infrarouge.

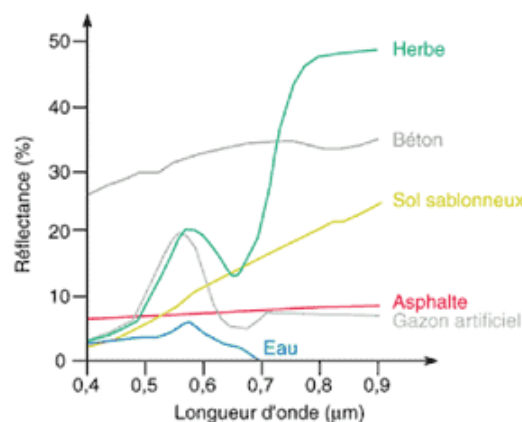


FIG. 2.6 –: Signature des réflectances comparées [10]

Par conséquent, dans les longueurs d'onde du proche infrarouge (PIR), (voir figure 2.6), et du moyen infrarouge (MIR), l'eau a une réflectance qui permet de la distinguer des autres éléments de

l'environnement.

La figure 2.6 nous montre bien, que la réflectance de l'eau n'est pas très discriminante dans le visible par rapport au sol ou à l'herbe ( $0.4 \mu\text{m}$  à  $0.7 \mu\text{m}$ ), mais qu'elle l'est dans l'infrarouge ( $> 0.7 \mu\text{m}$ ). Alors on en déduit que la bande spectrale de l'infrarouge est indispensable à la caractérisation de masses d'eau.

### 2.1.5.2 Télédétection RADAR

En présence de perturbations atmosphériques (temps nuageux, la brume, la poussière, la pluie, etc ...), les capteurs optiques sont inopérants d'où l'intérêt des capteurs radars qui sont capable de fournir des images quelque soit les conditions météorologiques de jour comme de nuit (section 2.1.3).

Comme on l'a vu dans la figure 2.4, la transmission d'onde d'électromagnétique dans le domaine des hyperfréquences (1 mm à 1 m) est totale. Alors, l'utilisation de ces grandes longueurs d'onde permet la détection à travers presque toutes les conditions atmosphériques. C'est dans ce domaine, de longueur d'onde, que les énergies diffuses sont relevées pour réaliser des images Radars. Radar est un acronyme pour Radio Detection and Ranging (détection et télémétrie par radio).

Il existe, également, deux formes de capteurs radars, passifs et actifs. Ils permettent la détection de l'eau dans l'atmosphère (météorologie), la détection d'eau, la détection de courant océanique, ou encore la cartographie de surface.

À l'instar des capteurs optiques, qui enregistrent l'énergie électromagnétique en bandes (couvrant une série de longueurs d'ondes dans le visible et dans l'infrarouge), le RADAR enregistre la réponse du sol ou de la cible sur une seule longueur d'onde bien spécifique.

Un radar est schématiquement composé d'un émetteur, d'un récepteur et d'un dispositif traitant le signal reçu. Il émet des impulsions électromagnétiques (A) de très courte durée suivies d'un temps mort beaucoup plus long pour mesurer le délai entre la transmission et la réception l'impulsion rétro-diffusée (B). On peut ainsi repérer la position (distance entre le RADAR et la cible  $\iff$  différence de phase entre le signal transmis et reçu) et l'intensité des cibles (figure 2.7).

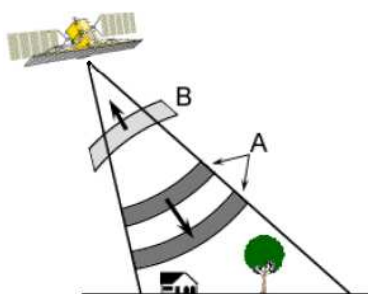


FIG. 2.7 —: Principe du RADAR [10]

Les longueurs d'onde envoyées par le RADAR varient entre 1 mm et 1 m soit entre 300 MHz et 300 GHz. Les bandes d'hyperfréquences sont toujours identifiées par des lettres qui leurs ont été

attribuées lors de la Deuxième Guerre Mondiale. En voici un aperçu :

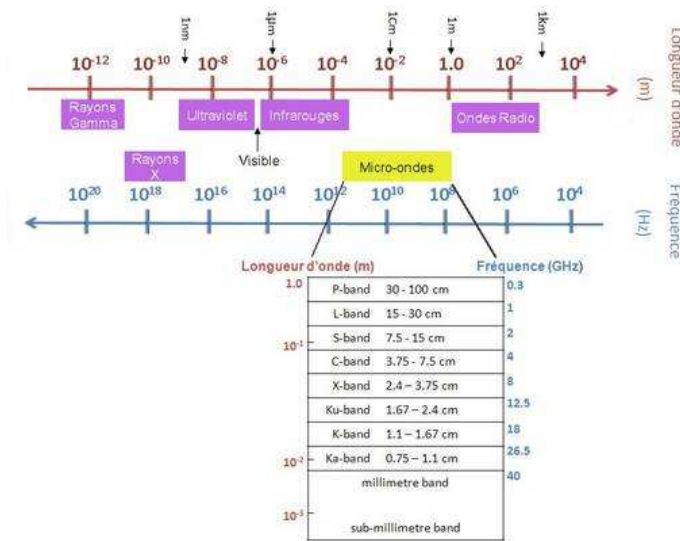


FIG. 2.8 –: Spectre électromagnétique et détails des différentes bandes du RADAR [31]

- ◆ Bandes millimétriques : très petites bandes utilisées pour la communication ou les radars anti-collision de voiture.
- ◆ Bandes Ka, K et Ku : très peu utilisées pour la télédétection mais plus utilisées par les radars routiers.
- ◆ Bandes X et C : très utilisées dans les systèmes radars aéroportés pour la reconnaissance militaire, la cartographie.
- ◆ Bande S : utilisée par le satellite russe ALMAZ.
- ◆ Bande L : utilisée par le satellite américain SEASAT et le satellite japonais JERS-1, ainsi que dans le système aéroporté de la NASA.
- ◆ Bande P : la plus grande longueur d'onde radar, utilisée pour le système aéroporté expérimental de la NASA.

Comme on l'a vu précédemment, plus la longueur d'onde est grande (petite fréquence), plus la détection des perturbations deviennent petites. Par conséquent, c'est dans la bande P, qu'on a une meilleure possibilité de détecter des cibles enfouies.

Une autre propriété de la conception des images RADAR, c'est la polarisation. Elle représente l'orientation du champ électromagnétique (section 2.1.2). Tous les capteurs RADAR n'ont pas la même polarisation, il y a ceux qui ont une polarisation [1]:

- parallèle : HH (polarisation horizontale à la transmission et à la réception) ou VV (polarisation verticale à la transmission et à la réception)
- croisée : HV (polarisation horizontale à la transmission et verticale à la réception) ou VH (polarisation verticale à la transmission et horizontale à la réception)

Ainsi la polarisation peut-être choisie en fonction de la forme des cibles, pour avoir une meilleure représentation. Si on prends l'exemple de la visualisation de champs de culture (figure 2.9):

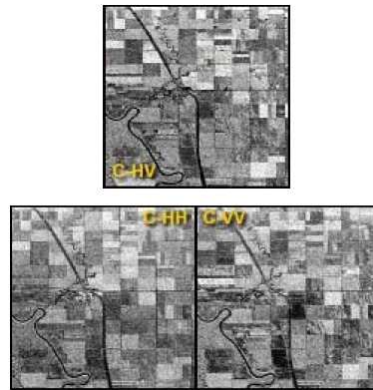


FIG. 2.9 –: Champs de culture capturés sous différentes polarisation en bande C[10]

On voit que pour déterminer la taille des multiples champs qui sont présents, il faut choisir HH si on veut la longueur, VV la largeur ou HV pour les deux.

Pour conclure, les images RADAR sont caractérisées par la polarisation des capteurs, la longueur d'onde et l'angle d'incidence  $\theta$  du rayon transmis.

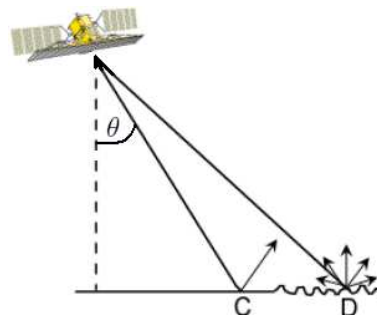


FIG. 2.10 –: Rayon incident et rétrodiffusé sur deux surfaces différentes [10]

Comme nous le schématisé la figure 2.10, l'énergie électromagnétique transmise sur un surface lisse (C) sera réfléchié dans le sens opposé (diffusion spéculaire). Par conséquent, l'intensité mesurée sera très faible.

Par contre, le rayon incident sur une surface rugueuse (D) sera rétrodiffusé dans tous les sens, donc en direction du capteur. Alors l'intensité sera plus forte.

Pour notre étude, la surface de l'eau est particulièrement lisse (si il n'y a pas de vent), ce qui implique que notre analyse s'appuiera sur le faible coefficient de rétrodiffusion relevé sur les images.

Ces images sont enregistrées en fonctions des caractéristiques des capteurs, il existe plusieurs méthodes (indices) qui permettent d'en extraire des informations.

## 2.2 Méthodes de détection et d'identification optique et radar de l'eau

Plusieurs méthodes de détection de l'eau (figure 2.1 étape n°6), ont été développées ces dernières années en combinant différents canaux représentatifs de bandes spectrales pour l'optique. Bien évidemment, pour la détection optique les méthodes les plus pertinentes sont celles qui utilisent l'infrarouge.

### 2.2.1 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

Commençons par le NDVI. Le NDVI est un indice de végétation [8] qui a été mis au point par Rouse et al. (1973) [32] pour la détection optique. Il est défini comme le rapport de la différence et de la somme des réflectances  $\rho$  dans les bandes spectrales rouge (R) et proche infrarouge (PIR) :

$$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R} \quad (2.1)$$

Le résultat du calcul du NDVI prend la forme d'une nouvelle image, la valeur de chaque pixel étant comprises entre -1 et 1 (couvert végétal maximal). C'est l'analyse de ces valeurs de pixels normalisées qui permettra de renseigner l'observateur sur la densité de couvert et la quantité de biomasse verte. Cet indice est très utilisé par sa facilité de mise en oeuvre et surtout de sa corrélation avec la densité du couvert végétal et la capacité des végétaux à absorber la lumière solaire et à la convertir en biomasse. Néanmoins, il peut être intéressant de détecter l'eau avec le NDVI car il présente des valeurs de NDVI positives pour la végétation, proches de zéro pour le sol nu, et négatives pour de l'eau.

### 2.2.2 NDWI (Normalized Difference Water Index)

Cet indice est dérivé du NDVI. Il a été proposé par McFeeters en 1996 [25] pour la détection optique. Il a pour but d'extraire les masses d'eau, car il maximise la réflectance de l'eau dans les longueurs d'onde du vert (V) :

$$NDWI_1 = \frac{\rho_V - \rho_{PIR}}{\rho_V + \rho_{PIR}} \quad (2.2)$$

Ce NDWI présente des valeurs positives pour les masses d'eau, et des valeurs nulles ou négatives pour la végétation et le sol nu.

Auparavant, en 1983, Hardisky [16] a montré la corrélation des valeurs de l'indice NDII (Normalized Difference Infrared Index) avec le contenu en eau de la canopée :

$$NDII = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{MIR}}{\rho_{PIR} + \rho_{MIR}} = NDWI_2 \quad (2.3)$$

Par la suite Gao en 1996 [14], qui l'a nommé  $NDWI_2$  et l'a utilisé pour détecter l'humidité des sols et le contenu en eau dans la végétation :

$$NDWI_2 = NDII \quad (2.4)$$

### 2.2.3 MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index)

Le MNDWI est dérivé du NDWI (section 2.2.2). Celui-ci a été modifié par Xu et al. [34] [37] pour la détection optique en 2006 par l'utilisation du moyen infrarouge à la place du proche infrarouge et a été nommé MNDWI :

$$MNDWI = \frac{\rho_V - \rho_{MIR}}{\rho_V + \rho_{MIR}} \quad (2.5)$$

Les corps d'eau sont mieux délimités avec une plus grande discrimination entre les surfaces sèches et celle qui sont en eau. Son seuil de discrimination est situé autour de zéro.

En 2007, Lacaux et al. [23] l'a nommé NDPI (Normalized Difference Pond Index) et l'a utilisé pour la détection de mares en zone Sahélienne :

$$MNDWI = -NDPI \quad (2.6)$$

Une étude [33] a été effectuée sur tous ces indices (NDVI, NDWI<sub>1</sub>, NDWI<sub>2</sub>, MNDWI) afin de détecter les masses d'eau sur une zone d'étude au Sénégal. Il en est ressorti que le meilleur indice était le MNDWI (section 2.3).

De cette analyse on peut s'attendre à ce que parmi tous les indices répertoriés pour détecter l'eau, l'indice le plus adapté à notre étude est le MNDWI car l'objectif de notre stage est d'extraire de petites masses d'eau sur le domaine du W.

### 2.2.4 Indice non-normalisé, DWI (Difference Water Index)

Il existe également des indices non-normalisés pour la détection optique, qui nous seront utile pour notre étude que l'on nommera DWI (Difference Water Index).

Le fait que la réflectance de l'eau varie avec la profondeur des mares, la détection de celle-ci pose souvent un problème en télédétection [26]. Cela implique que les ondes électromagnétiques ne sont pas réfléchies avec la même intensité selon la profondeur. La réflectance sera élevée pour une faible profondeur et basse pour une grande profondeur. Cela peut créer de la confusion par rapport aux autres éléments de l'environnement. Régis Bonnefon (dans le cas de sa thèse en informatique en 2005) propose d'utiliser l'indice non-normalisé [6] suivant :

$$DWI = |(\rho_{PIR} - \rho_V) + (\rho_{PIR} - \rho_R)| \quad (2.7)$$

Il a constaté que, dans les bandes spectrales du vert (V) et du rouge (R), la réflectance des hauts-fonds était plus élevée mais aussi que la norme du gradient était un peu plus élevée que celle des autres zones d'eau.

L'utilisation de la valeur absolue nous permet de garantir des valeurs positives, et comme le proche infrarouge est le canal le plus pertinent pour la détection de l'eau, il a considéré donc sa différence

avec la réflectance des objets dans le vert et dans le rouge.

Cet indice nous sera utile pour la détection des mares sur les images de saison sèche car ces images SPOT (Annexe 3.1) n'ont pas le canal du moyen infrarouge, d'où la restriction et la difficulté du travail.

### 2.2.5 Indice de texture

Il existe d'autres indices, pour la détection optique, qui peuvent nous aider à détecter les points d'eau par leurs formes, leurs caractéristiques, ce sont les indices de texture.

La notion de texture [7] est utilisée pour traduire l'aspect homogène ou non de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de décrire : la forme, le contraste, la granularité, l'orientation, la finesse, la régularité et la rugosité de l'objet.

Nos mares ont une forme spécifique, avec des bords arrondis et une surface lissée par l'eau.

Du point de vue statistique la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stationnaire stochastique. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image afin de caractériser les contours des objets. Par exemple, il nous faudrait découper notre espace spectral pour mesurer les distances entre les signatures spectrales de l'image en utilisant la moyenne de la distance euclidienne  $\bar{d}$  :

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i,j=1}^n \left[ \sum_{\lambda=1}^n (X_{c\lambda} - X_{i,j\lambda})^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{n-1} \quad (2.8)$$

Où  $n$  : Nombre de pixel dans la fenêtre de calcul.

$X_c$  : le compte numérique du pixel (valeur de pixel) central de la fenêtre de calcul.

$X_{i,j\lambda}$  : le compte numérique du pixel de coordonnées (i,j) par bande  $\lambda$  qui varie dans la fenêtre de calcul.

Notons qu'il existe plusieurs indices de texture tel que : la variance, Skewness (coefficient de dissymétrie) et Kurtosis (coefficient d'aplatissement). Les formules de ces indices sont citées dans l'annexe D.

En résumé, une analyse de texture consiste à calculer la moyenne de la différence de niveaux de gris entre le pixel central d'une fenêtre (par exemple  $3 \times 3$ ) et ses plus proches voisins.

Après traitement des données à l'aide des indices de détection de l'eau, on effectuera un seuillage pour extraire nos mares d'après une mesure ou une valeur bien définie, un seuil (par exemple : si il y a de l'eau le pixel sera différent de zero, par contre si il n'y a pas d'eau le pixel sera égale à zero). Pour effectuer notre chaîne de traitement et pour l'automatiser, les seuils seront déterminés à l'aide d'une méthode mathématique, la Courbe ROC.

## 2.3 Méthode de la courbe ROC

La méthode de la courbe de ROC [9] est une méthode statistique qui permet d'évaluer divers algorithmes distinguant deux objets (eau (Vrai Positif) et non-eau (Vrai Négatif) dans notre cas). Par conséquent, sur une certaine partie du terrain, l'algorithme détectera de l'eau à certains endroits et pas d'eau aux alentours. Or, il existe une probabilité que le classifieur ait mis de l'eau où il n'y en a pas (Faux Négatif) et vis-versa (Faux Positif) (figure 2.11).

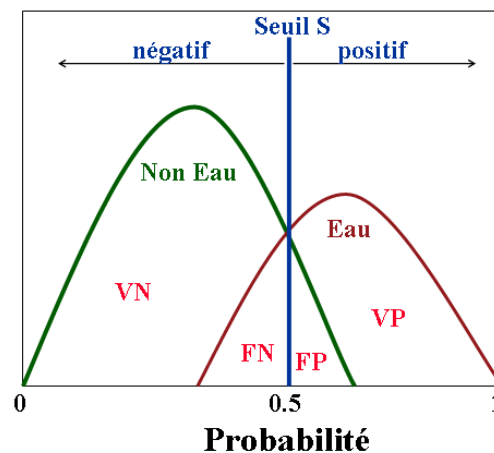


FIG. 2.11 —: Illustration de la notion de seuil dans le cas de la classification de l'eau par seuillage d'un indice

Ce graphe 2.11 nous amène à la déduction d'un seuil qui nous permet de discriminer notre objet. Donc il indique la capacité de l'algorithme à séparer les positifs des négatifs à partir d'un certain seuil.

Alors il faudrait que le nombre de Faux Négatif (FN : eau alors qu'il n'y en a pas) et de Faux Positif (FP : pas d'eau alors qu'il y en a) soit très petit pour avoir un bon algorithme. Donc la courbe de ROC est construite de la même façon que la figure 2.12 en fonction des paramètres cités ci-dessus :

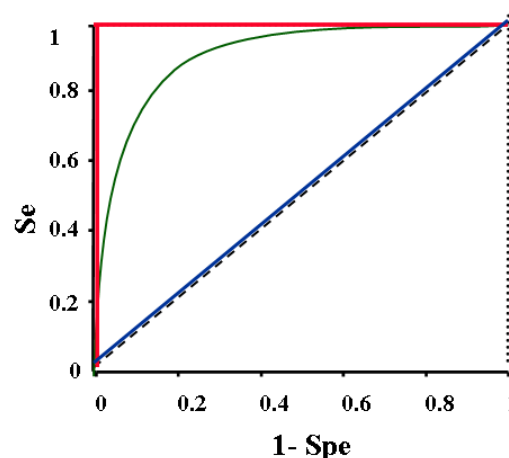


FIG. 2.12 —: Exemple de 3 courbes de ROC

Où la sensibilité (Se) correspond à la probabilité que l'algorithme ait classé l'eau (VP) par rapport à la vérité terrain qu'il ait de l'eau (V+).



$$Se = \frac{\text{nbre de vrai positifs (VP)}}{\text{nbre de pixels eau (V+)}}$$

La Spécificité (Spe) c'est la probabilité que le classifieur ait rangé le non-eau (VN) par rapport aux données terrain qu'il n'ait pas d'eau (V-).

$$Spe = \frac{\text{nbre de vrai négatifs (VN)}}{\text{nbre de pixels non - eau (V-)}}$$

Alors, une bonne courbe de ROC serait une courbe avec une forte sensibilité et une forte spécificité. Donc plus la courbe de ROC est éloignée de la diagonale (en pointillé noir sur le graphe 2.12) plus le classifieur est discriminant. Comme on peut le voir sur la figure 2.12, la courbe la plus discriminant est la courbe en rouge (en pratique elle n'est pas réalisable) et la moins discriminante est la courbe en bleu (algorithme ayant aucun intérêt).

Il est possible, grâce à cette courbe, de rechercher le meilleur seuil pour une classification. Le meilleur seuil est le point qui aura la plus grande sensibilité et la plus grande spécificité, soit de coordonnée ( $\sim 0, \sim 1$ ) sur le graphe. Pour le déterminer on calcule la distance entre le point (0,1) et le point de la courbe ROC ( $X_{ROC}, Y_{ROC}$ ):

$$Dist = \sqrt{(0 - X_{ROC})^2 + (1 - Y_{ROC})^2} \quad (2.9)$$

Le point qui sera plus proche de (0,1), c'est-à-dire qui a la plus petite distance (Dist), sera le meilleur seuil.

On peut aussi, dériver un indicateur synthétique de la courbe de ROC, il s'agit l'AUC (Area Under Curve, en français l'aire sous la courbe). Si l'AUC est grand, on dira que le classifieur est discriminant par rapport à l'élément recherché. On le calcul à l'aide de la méthode de Simpson :

$$\int_a^b f(x)dx = \frac{(b-a)}{6} \times \left[ f(a) + 4 \times f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b) \right] \quad (2.10)$$

On peut voir un exemple [33] de l'utilisation de la courbe de ROC pour déterminer le meilleur seuil (en calculant la distance  $Dist$ ) et le meilleur algorithme MNDWI (en calculant l'AUC) (figure 2.13).

Parmi c'est deux indices celui qui a le meilleur AUC est le plus discriminant pour la détection de l'eau [33].

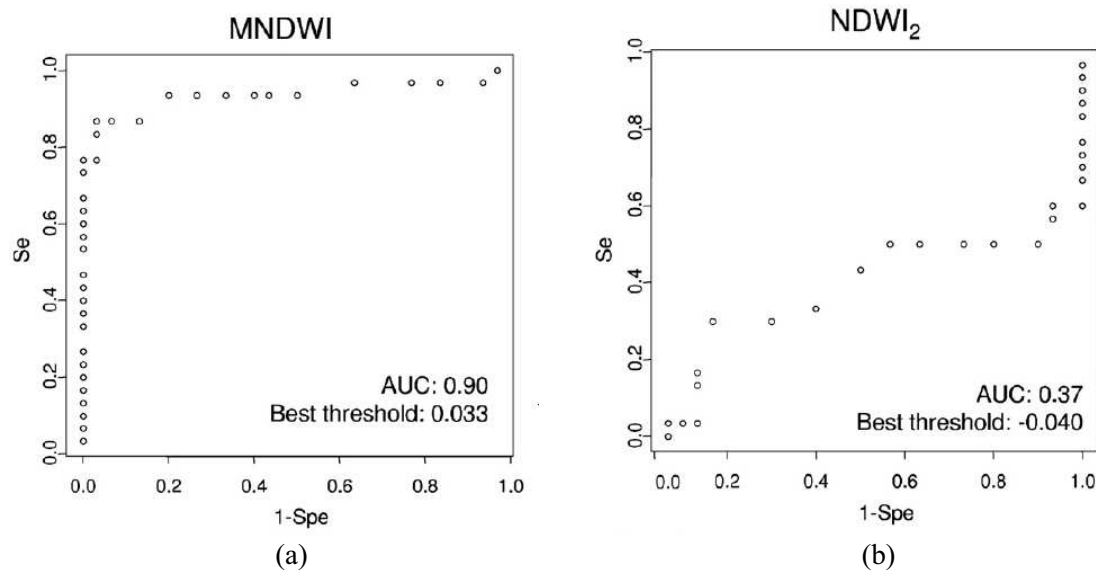


FIG. 2.13 —: Courbe de ROC de l'analyse du (a) MNDWI (b) NDWI<sub>2</sub>

## 2.4 La classification

Il existe une méthode qui permet de traduire l'information spectrale en différentes classes thématiques à partir de la valeur des pixels, c'est la classification. Cette méthode est utilisée pour la détection optique et radar

En télédétection, une classe est un ensemble de pixels possédant des caractéristiques semblables. On distingue :

- les classes thématiques (catégories propres au thème traité : eau, sol nu, forêts, herbes etc ...)
- les classes spectrales (classe regroupant des pixels dont les comptes numériques sont semblables). Ces dernières sont définies à l'aide de paramètres statistique (moyenne, écart-type, etc ...)

Il existe deux sortes de classification [15]: la classification supervisée (cela implique une bonne connaissance du terrain) et la classification non-supervisée (ce qui implique une moins bonne connaissance du terrain).

Étant donné le si peu de connaissance du terrain, on s'appuiera sur la classification non-supervisée. Pour celle-ci, on choisit le nombre de classe que l'on veut. Par la suite, on range chaque pixel ayant des variances rapprochées dans chacune des dix classes. À l'aide de l'équation 2.11 ci-dessous, on calcul l'écart-type de chaque classe, si celui-ci n'est pas inférieur à 0.05, on recommence même processus jusqu'à ce qu'on arrive à l'écart-type désiré.

$$Var(X) = \sigma^2 = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (X_i - \bar{X})^2}{n-1} \quad (2.11)$$

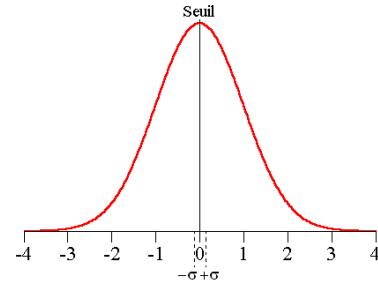
Où  $n$  : Nombre de pixel dans la fenêtre de calcul.

$X_i$  : le compte numérique du pixel  $i$  qui varie dans la fenêtre de calcul.

$\bar{X}$  : Moyenne des pixels dans la fenêtre de calcul :

$$\bar{X} = \frac{\sum X_i}{n}.$$

Dans la suite de ce rapport, on va déterminer les meilleures méthodes pour détecter des mares en fonction des données en notre possession. À l'aide de ces méthodes on pourra extraire des caractéristiques propres aux mares pour suivre leur dynamique.



## 2.5 Modèle dynamique des mares

La mise au point d'un modèle dynamique des mares permet de faire une étude de fonctions hydrologiques. Cette étude est réalisée pour évaluer le niveau de remplissage (Les jours avant et après les adverses) et le niveau de vidange des mares (saison sèche).

D'après [30] et [28] pour réaliser ce modèle nous avons besoin de :

- Données pluviométrique (Support en notre possession)
- La localisation des mares (Extraction de l'eau sur les images satellites)
- Surface des mares (Modèle de Hayashi et al. [17])

D'après [17], une approche pratique est de déterminer le volume  $V$  et l'aire  $A$  en mesurant la profondeur  $h$  d'une mare. Ainsi on peut établir des relations "aire-profondeur ( $A - h$ )", et "volume-profondeur ( $V - h$ )", soit l'aire et le volume en fonction de la profondeur [30].

Au fil des années, ces relations ont pris différentes formes [17]. Par exemple, [12] a supposé  $A$  proportionnel à  $h^2$  pour étudier la sensibilité de l'eau par rapport aux conditions climatique et [27] a supposé lui,  $V$  proportionnel à  $h^m$  et  $A$  proportionnel à  $h^{m-1}$  pour simuler la formation de l'eau de l'état liquide à solide.[17] dit que les relations  $A - h$  et  $V - h$  sont dépendantes l'une de l'autre et que par conséquent on peut en dériver une par rapport à l'autre.

On suppose  $\Delta h$  la variation de la profondeur d'une mare. Alors la variation du volume  $\Delta V$  sera égale à  $A\Delta h$ , par conséquent :

$$V(h) = \int_0^h A(\eta) d\eta \quad (2.12)$$

Où  $\eta$  une variable d'intégration.

Or, avoir le volume seul d'une mare ne suffit pas à les modéliser. [17], propose une fonction qui est

basée sur la forme d'un bassin en réalisant une symétrie par rapport à une rotation autour de l'axe central de celle-ci (axe des ordonnées sur la figure 2.14). Cette forme est donnée par :

$$y/y_0 = (r/r_0)^p \quad (2.13)$$

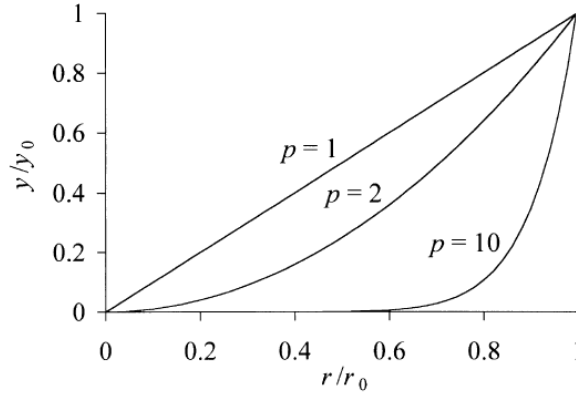


FIG. 2.14 —: Profil de différentes formes de bassin [17]

Où  $y$  est la hauteur de la surface à une distance  $r$  du centre,  $y_0$  est la hauteur unitaire (1m par exemple),  $r_0$  est le rayon correspondant à  $y_0$  et  $p$  le dimensionnement constant. Ainsi en déterminant ou en supposant la constante  $p$ , on peut déterminer la forme d'une cuve.

L'aire  $A$  est donnée par la formule suivante :

$$A(h) = \pi r_0^2 \left( \frac{h}{h_0} \right)^{2/p} = s \left( \frac{h}{h_0} \right)^{2/p} \quad (2.14)$$

Où  $h_0$  la profondeur unitaire et  $s$  un scalaire, lequel est égal à l'aire de la surface de l'eau quand  $h = h_0$ . Alors en remplaçant  $A$  dans la formule 2.12, le volume est donné par :

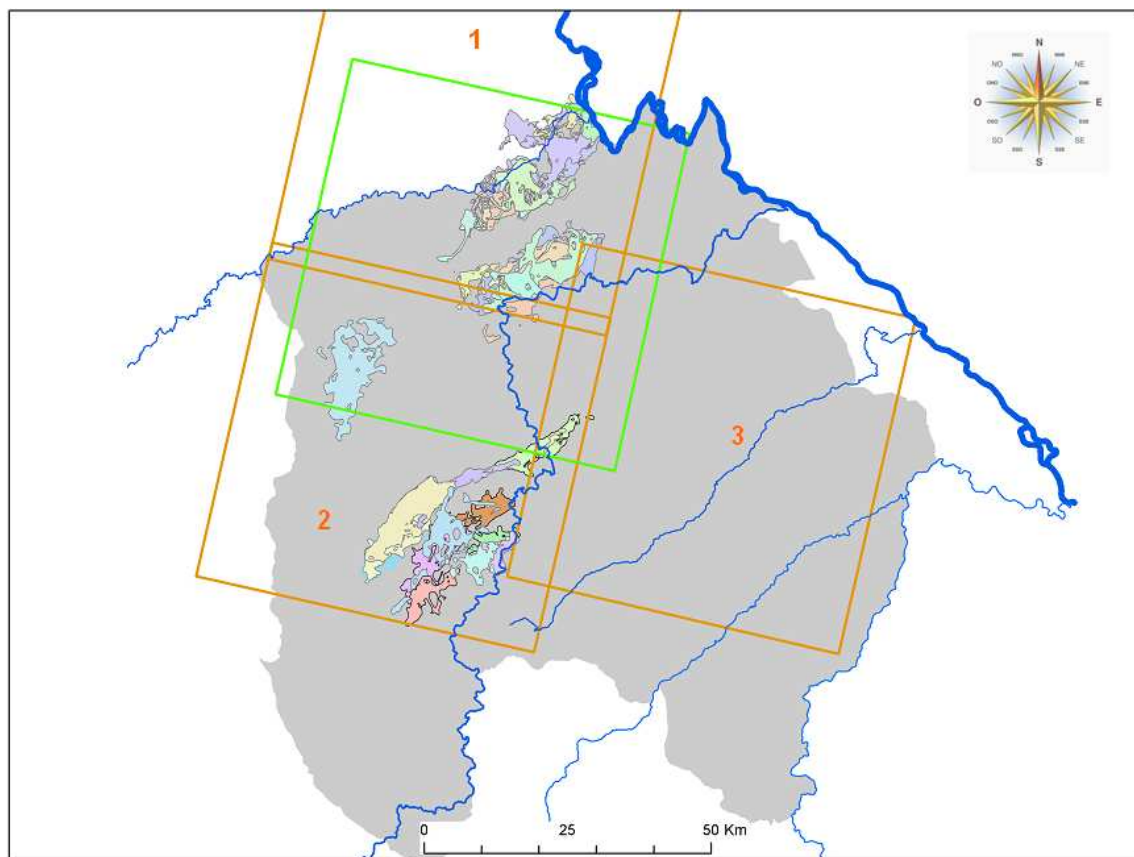
$$V = \frac{s}{1 + (2/p)} \frac{h^{1+(2/p)}}{h_0^{2/p}} \quad (2.15)$$

Ainsi on pourra calculer le volume et la surface des mares extraient par les méthodes de télédétection, donc les modéliser en tenant compte des données que nous possédons.

## Chapitre 3

## Description de données

### 3.1 Images SPOT



— Image Spot 5  
5m de R.S.  
1 et 2 : Janvier 2008  
3 : Février 2008  
3 canaux : PIR/R/V

— Image Spot 5  
12m de R.S. multi-spectrale  
6m de R.S. panchromatique  
(Septembre 2008)  
4 canaux : PIR/R/V/MIR

FIG. 3.1 —: Positionnement et descriptif des 4 images Spot sur le Parc du W

On possède 5 images SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre). Trois images à 3 bandes spectrales en saison sèche (deux en Janvier 2008 et une en Février 2008) et 2 images en saison des pluies, d'où une image avec 4 bandes spectrales (figure 3.1) et une image panchromatique. Une image panchromatique est une image haute résolution spatiale (6m) avec une seule bande spectrale. Pour mieux connaître les images SPOT, nous allons décrire l'évolution [20] des satellites SPOT et les caractéristiques de ces images.

### 3.1.1 Principales évolutions du capteur

La France a décidé en 1978 la mise en oeuvre d'un ambitieux programme d'observation de la Terre (figure 2.1 étape 4), le programme SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre). Plusieurs partenaires européens se sont joints à ce programme (MATRA (Mécanique Aviation TRAction) qui est maintenant EADS Astrium, l'IGN (Institut Géographique National), etc ...) dont la maîtrise d'oeuvre a été confiée au Centre National d'Études Spatiales (CNES). Plusieurs de leurs satellites ont été mise en service.

Le premier fut SPOT 1 en février 1986, suivi par SPOT 2 en janvier 1990, ensuite SPOT 3 en Septembre 1993. Depuis Novembre 1996, SPOT 3 n'est plus opérationnel après une grosse panne et il a été remplacé par SPOT 4 en Mars 1998. Enfin, SPOT 5 a été mis en orbite en Mai 2002.

### 3.1.2 Caractéristiques

Les satellites SPOT 1, 2 et 3 avaient les mêmes canaux (capteurs couvrant un certain domaine du spectre électromagnétique) :

- **Canal panchromatique (P)** avec une longueur d'onde comprise entre  $0,51$  et  $0,73\mu\text{m}$  et une résolution de  $10\text{m} \times 10\text{m}$  par pixel
- **Canaux multispectraux (XS)** avec une résolution de  $20\text{m} \times 20\text{m}$  par pixel :
  - Bande 1 (XS1): Interval spectral du Vert ( $0,50$  à  $0,59\mu\text{m}$ )
  - Bande 2 (XS2): Rouge ( $0,61$  à  $0,68\mu\text{m}$ )
  - Bande 3 (XS3): Proche infrarouge ( $0,79$  à  $0,89\mu\text{m}$ )

Donc ces satellites produisaient des images panchromatiques, et des images multispectrales.

Par contre, le satellite SPOT 4, nous propose des images monospectrales et des images multispectrales à l'aide des canaux suivant :

- **Canal monospectral (M)** dans le canal rouge ( $0,61$  à  $0,68\mu\text{m}$ ) et une résolution de  $10\text{m} \times 10\text{m}$  par pixel
- **Canaux multispectraux (XS)** avec une résolution de  $20\text{m} \times 20\text{m}$  par pixel :
  - Bande 1 (XS1): Vert ( $0,50$  à  $0,59\mu\text{m}$ )

- Bande 2 (XS2): Rouge ( $0,61$  à  $0,68\mu\text{m}$ )
- Bande 3 (XS3): Proche infrarouge (PIR) ( $0,79$  à  $0,89\mu\text{m}$ )
- Bande 4 (XS4): Moyen infrarouge (MIR) ( $1,58$  à  $1,75\mu\text{m}$ )

Et pour finir, le satellite SPOT 5, transforme l'énergie diffusée en images panchromatiques et multispectrales de haute résolution spatiale à l'aide des canaux suivant :

- **Canal panchromatique (P)** avec une longueur d'onde de  $0,48$  à  $0,71\mu\text{m}$  et une résolution de  $2,5\text{m}$  par pixel en super-mode et  $5\text{m}$  par pixel
- **Canaux multispectraux (XS)** avec une résolution de  $10\text{m} \times 10\text{m}$  par pixel :
  - Bande 1 (XS1): Proche infrarouge (PIR) ( $0,79$  à  $0,89\mu\text{m}$ )
  - Bande 2 (XS2): Rouge ( $0,61$  à  $0,68\mu\text{m}$ )
  - Bande 3 (XS3): Vert ( $0,50$  à  $0,59\mu\text{m}$ )
  - Bande 4 (XS4): Moyen infrarouge (MIR) ( $1,58$  à  $1,75\mu\text{m}$ )

L'intérêt des images SPOT 5, réside dans la résolution spatiales des images. Les données des bandes multispectrales peuvent être utiles pour afficher des images fausses-couleurs et la bande panchromatique peut être utilisée pour améliorer le détail des données multispectrales. SPOT est utile pour les applications qui requièrent une excellente résolution spatiale. C'est effectivement notre cas puisqu'on doit extraire des masses d'eau d'un diamètre compris entre  $5$  et  $50\text{ m}$ .

De plus, dans l'article [33], V. Soti a comparé les différentes données de satellites en orbite pour la détection de cible de diverses tailles. Elle en a conclu que les images satellites SPOT 5 étaient les plus adaptées à l'extraction des objets d'environ  $5\text{m}$  de longueur (figure 3.2), par conséquent à une meilleure identification des masses d'eau de petites tailles.

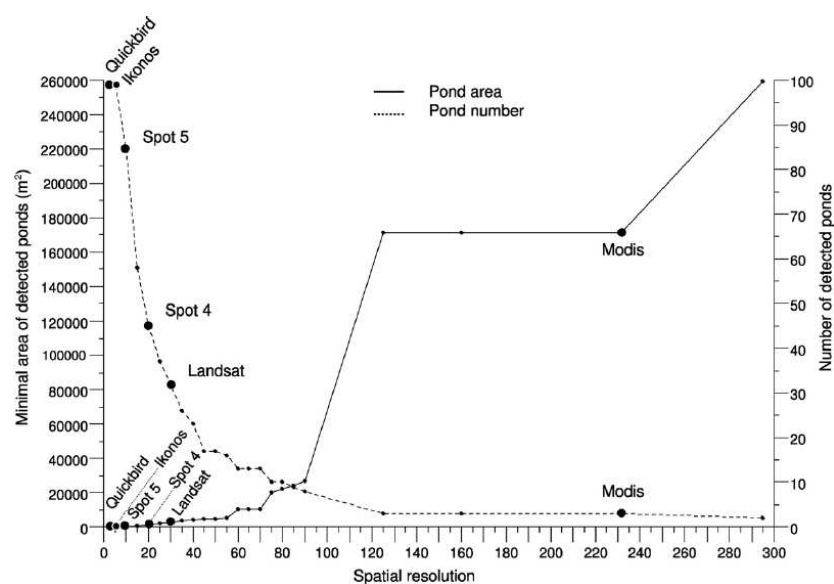
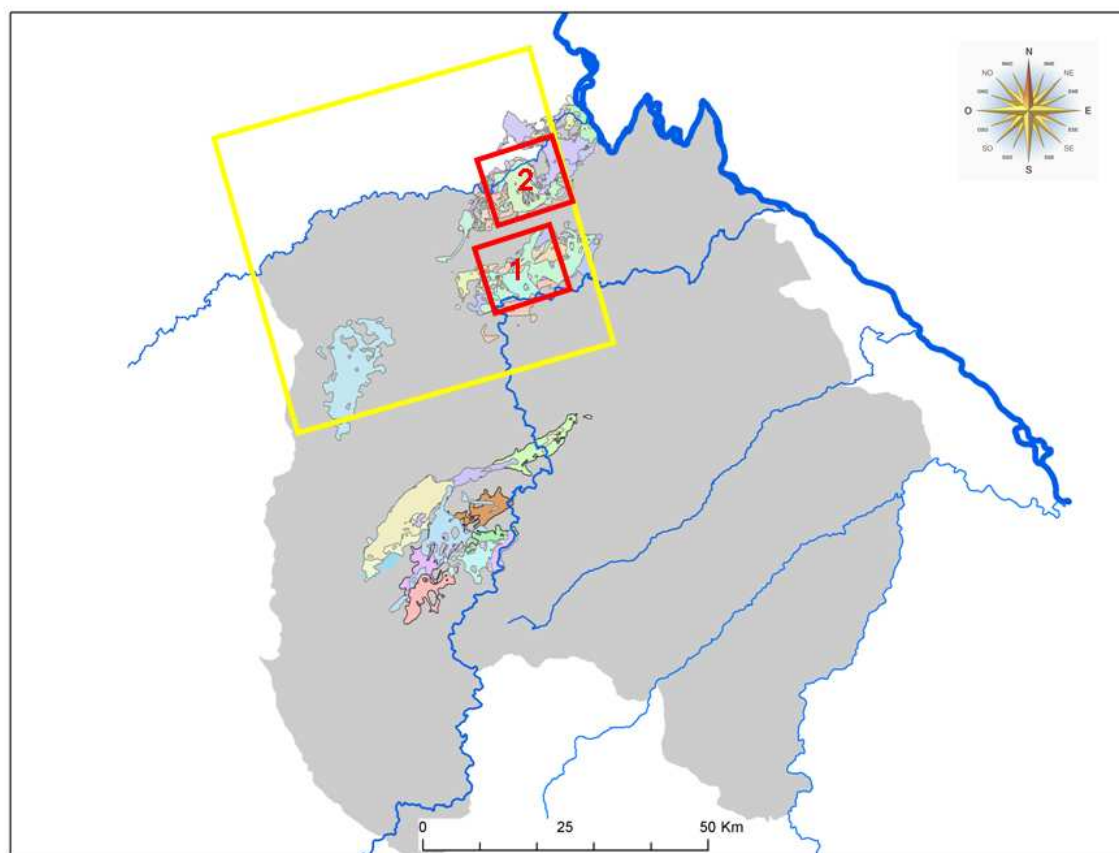


FIG. 3.2 –: Détection des mares en fonction des différents satellites existant [33]

### 3.2 Images Radar des satellites ALOS et TerraSar-X



- |   |   |
|---|---|
| <p>— images TerraSar-X<br/>1m de R.S. pola : HH<br/>1 : 20 Juin 2009 et 14 Août 2009<br/>2 : Juillet 2008</p> | <p>— 1 image ALOS-PALSAR<br/>12.5m de R.S. pola : HH et HV<br/>22 Février 2007<br/>...<br/>1 image Alos-Palsar<br/>6.25m de R.S. pola : HH<br/>25 Août 2007</p> |
|---|---|

FIG. 3.3 —: Positionnement et descriptif des 5 images Radar sur le Parc du W

On possède 1 image ALOS d'une résolution spatiale de 12.5m en saison pluvieuse. Cette image a été prise sous un angle d'incidence de  $39^\circ$  et en polarisations HH et HV (section 2.1.5.2). On a aussi une image ALOS en saison sèche (le 22 Février 2008) de 6.25m de résolution avec la polarisation HH.

Le satellite ALOS (Advanced Land Observation Satellite) est un satellite d'observation japonais qui a été lancé le 24 Janvier 2006 [3]. Il fonctionne en bande L avec une fréquence de 1.25 GHz, soit une longueur d'onde d'environ 25cm.

On possède également 3 autres images TerraSar-X (de fréquence 9.8 khz, soit une longueur d'onde



d'environ 3cm) en saison des pluies (Septembre 2008, Juin 2009 et Août 2009), qui ont une très haute résolution spatiale de 1m. Ces images ont été prises (figure 3.3) sous un angle d'incidence de  $22^\circ$  avec une polarisation HH.

Le satellite TerraSar-X est un satellite radar allemand qui a été lancé le 15 Juin 2007. Complémentaires des systèmes optiques, sa technologie radar lui permet de générer des images en permanence, indépendamment de la couverture nuageuse et de la luminosité [2]. Ainsi, ces images nous paraissent indispensable à notre étude par le niveau de génération du capteur mais aussi par sa haute résolution spatiale.

### 3.2.1 Représentation des couches thématiques

Pour faire la validation des outils développés pour ce projet, on a en notre possession, des fichiers avec la localisation, position, ou encore la forme de certains éléments de l'environnement (mares, route, réseau hydrologique, etc ...) au format vecteur SIG, shapefile . Prenons l'exemple, du réseau hydrologique du parc W. Au cours du projet ANR, à l'aide d'un GPS, plusieurs points (localisation des cours d'eau qui s'écoule dans le parc W) ont été relevés sur le terrain. Tous ces points sont reliés entre eux et sont représentatifs des fleuves.

C'est de la même façon, qu'on obtient la représentation des pistes (routes).

Ces divers éléments, comme la représentation des pistes, nous serviront à recalcr les images satellites (chapitre 4).

À l'aide des données en notre possession et de la littérature, par la suite, on va mettre en place divers méthodes afin de d'extraire les masses d'eau.

# Chapitre 4

## Méthodologie

Dans ce chapitre, on cite et décrit les méthodes utilisées qui nous permettrons de traiter les données en notre possession.

### 4.1 Analyse optique

#### 4.1.1 Pré-traitement optique

Lors de la prise de vue par le satellite, l'image est déformée par plusieurs facteurs (les effets de numérisation ou de transmission, les effets de l'atmosphère, de l'angle d'illumination solaire, etc...). On se propose, alors, de réaliser un pré-traitement [4] en effectuant un géoréférencement puis une correction radiométrique de chaque image SPOT en notre possession.

##### 4.1.1.1 Géoréférencement

Géoréférencer une image, c'est le fait d'associer cette image à des coordonnées géographiques. Pour cela, on utilise des points de référence relevés sur le terrain. Ces points ont été relevés à l'aide d'un GPS, le long des différentes pistes de la zone d'étude. On pourra, ainsi, superposer des objets géographiques de diverses natures dans le même système de projection.

##### 4.1.1.2 Correction radiométrique

La correction radiométrique est indispensable pour une meilleure vision d'objet mais aussi pour tout traitement d'image ayant pour but :

- de comparer des résultats de différentes sources ;
- de reproduire une méthode d'identification ou de classification sur des images de même réflectance ;

Pour ce faire, nous calculerons la luminance (L) puis la réflectance (R) des images SPOT.

**4.1.1.2.1 Correction en luminance (L)** Les détecteurs sont des dispositifs qui mesurent un courant électrique en fonction de l'énergie lumineuse reçue qui prend des valeurs numériques de 0 à 255. L'ensemble est conçu, pour que le compte numérique soit proportionnel à la luminance reçue. Avant tout traitement d'image, il est nécessaire de réaliser des opérations d'étalonnage destinées à corriger les données de certains défauts de capteurs et à convertir le signal reçu en une valeur à signification physique qui est la luminance :

$$L = \frac{1}{a}CN + b \quad (4.1)$$

Où : a=gain de calibration absolu

CN=Valeur numérique par bande

b=biais de calibration

Elle s'exprime en  $W.m^{-2}.sr^{-1}$  où  $sr$  est l'unité du radian en 3D (steradian).

**4.1.1.2.2 Correction en reflectance (R)** Les capteurs optiques en télédétection sont des radiomètres qui mesurent la luminance réfléchiée simultanément par l'ensemble terre et atmosphère. Le signal radiométrique dépend ainsi à la fois de la réflectance de la surface de la terre, de l'éclairement incident et des effets atmosphériques. Ainsi on transforme les mesures de luminance en réflectance :

$$R = \frac{\pi L}{E \cos(\theta)} \quad (4.2)$$

Où :  $0 < R < 1$

E=Eclairement solaire ( $W.m^{-2}$ )

$\theta$ =Angle zénithal solaire ( $^{\circ}$ )

Afin de vérifier si les méthodes d'identification seront utilisables sur toutes les images, on relèvera la réflectance de chaque image. Pour cela, on tracera une ligne de référence (15 000 points, compte numérique) à l'endroit où toutes les images s'intersectent.

Si on trouve des valeurs de réflectance différentes entre deux images, alors les seuils de classification et les méthodes utilisées sur une, ne seront pas les mêmes sur l'autre. Par conséquent plusieurs méthodes seront réaliser et tester sur notre zone d'étude.

Par contre, l'image multi-spectrale (4 bandes spectrales figure 3.1) de saison des pluies requière un pré-traitement de plus que les autres images SPOT. Car elle a une résolution de 12m par pixel. Ceci pose un énorme problème pour la détection de masse d'eau de 5 à 11m. Par conséquent on se propose de la fusionner avec l'image panchromatique (SPOT P) qui a une plus grande résolution 6m. La fusion nous permettra de combiner les avantages des deux images en les regroupant dans une seule image, d'où la haute résolution de l'image panchromatique et les couleurs de l'image multispectrale.

Afin de garder approximativement la même réflectance, on se propose d'utiliser une fusion par l'ACP (Analyse en Composantes Principales) [39].

#### 4.1.1.3 Fusion ACP (Analyse en Composantes Principales)

##### Définition de l'ACP

L'ACP est une technique mathématique qui réduit la dimensionnalité d'un système complexe de corrélations ( $S$ ) à un nombre réduit de dimensions ( $S_{ACP}$ ), néanmoins représentatives de la majorité de la variance totale des données [35].



##### Calcul de l'ACP

Pour une image optique les données ( $S$ ) sont représentées de la façon suivante :

	R. Canal 1	R. Canal 2	R. Canal 3	R. Canal 4
1	0.156	0.352	0.235	0.165
2	0.159	0.348	0.215	0.161
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
n	0.116	0.392	0.212	0.205

TAB. 4.1 –: Représentation des données d'une image

Avec  $n$  le nombre de pixels maximum et R. Canal, la valeur de la réflectance dans un canal. Par la suite, on calcule la matrice de corrélation du système qui représente la corrélation entre tous les pixels de chaque bande de l'image :

$$C = \begin{pmatrix} 1.0000 & 0.8914 & -0.0329 & -0.0585 \\ 0.8914 & 1.0000 & 0.2837 & 0.3903 \\ -0.0329 & 0.2837 & 1.0000 & -0.8773 \\ -0.0585 & 0.3903 & -0.8773 & 1.0000 \end{pmatrix}$$

Elle a été calculé de la façon suivante :

$$C = \text{diag}(\sigma) \text{Cov}(S) \text{diag}(\sigma)$$

Avec  $\sigma$  : l'écart-type,  $\text{Cov}(S)$  : la covariance et  $\text{diag}$  : la diagonalisation.

Ensuite, on calcule les vecteurs et valeurs propres (EIGENMATRIX(C) sous Erdas) de cette matrice pour effectuer le changement de base (de la base initiale des valeurs de réflectance à la nouvelle base

des "Composantes Principales") afin de représenter les données dans le nouvel espace  $S_{ACP}$ . On obtient 4 composantes où la première possède la majorité de l'information spatiale.

### La fusion en composantes principales

Le principe de la fusion après avoir calculé l'ACP, est de réunir les meilleures caractéristiques des deux images (SPOT multi spectrale et panchromatique) afin qu'on ait une meilleure vision de notre domaine. Grâce à l'ACP on a groupé toutes les valeurs de réflectance de l'image SPOT ms et transformé en plusieurs composantes principales.

Ainsi, on subdivise chaque pixel de cette image  $12m \times 12m$  en une nouvelle image  $6m \times 6m$ , pour quelle soit compatible avec l'image panchromatique qui est de 6m de résolution spatiale. Par la suite, on remplace la première composante principale par les données de l'image SPOT P (high-resolution), et on applique la matrice inverse des vecteurs propres calculés au préalable dans l'ACP.

On obtient un schéma de la méthode de la fusion sur la figure 4.1, qui nous permet d'obtenir une image de 6m de résolution spatiale.

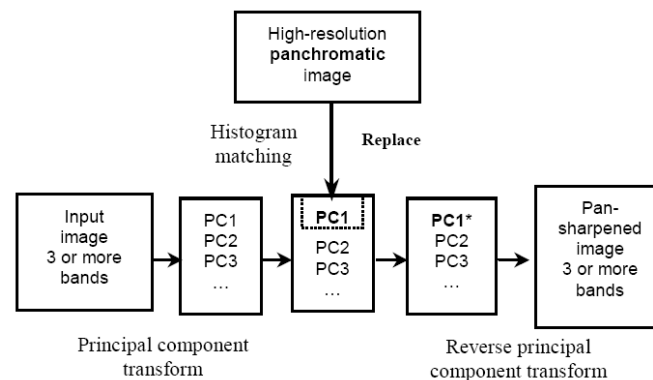


FIG. 4.1 —: Représentation synthétisée de la fusion ACP [39]

De cette façon, on a une meilleure résolution spatiale, pour l'image de saison des pluies. Ainsi, on peut rechercher les meilleures méthodes pour extraire les mares.

### 4.1.2 Réalisation des méthodes optiques

Sur chaque image, on peut facilement visualiser les grands fleuves qui traversent le parc W (Le Niger, la Mekrou et la Tapoa - Annexe A). On se propose d'établir une ligne de référence en réflectance de l'eau (environ 10 000 points), par rapport à la réflectance des fleuves dans chaque bandes spectrales. De cette façon on pourra déterminer chaque point d'eau dans l'image en réalisant une image masquée (1 si c'est de l'eau, 0 sinon).

D'après la littérature [10], l'utilisation d'une seule bande spectrale, couvrant le domaine du visible ou de l'infrarouge, n'est pas une condition suffisante pour extraire des cibles de type "mares". Dans ce

cas, on sera amené à manipuler les diverses méthodes (indices) de calculs pertinentes qui permettent d'extraire chaque élément de l'environnement.

Ces méthodes seront créées suivant ces étapes :

1. **Calcul des diverses indices** cités dans la littérature
2. **Visualisation des signatures spectrales** par rapport à des cibles connues eau/non-eau : ainsi on pourra déterminer les indices les plus discriminants pour détecter de l'eau mais également la nature des objets qui créent de la confusion par rapport à la réflectance de l'eau.

Pour cela on relève le niveau de réflectance d'une cible dans toutes les bandes spectrales puis on les relie :

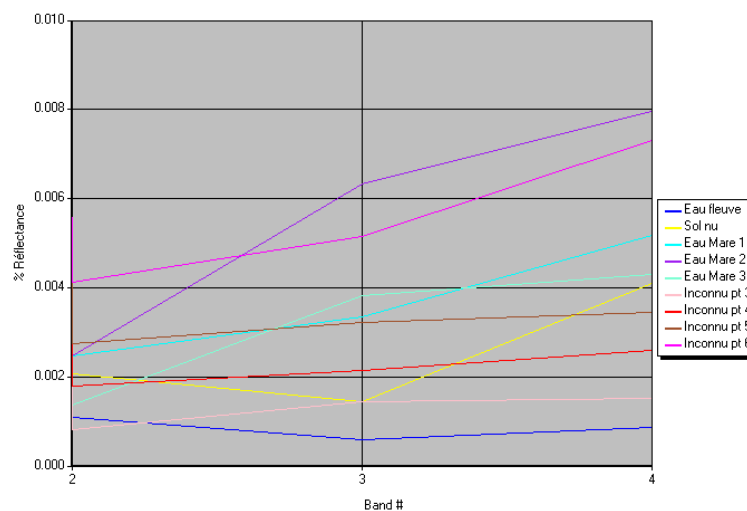


FIG. 4.2 –: Exemple de signature spectrale de chaque élément connu et inconnu de l'environnement par rapport aux bandes spectrales de l'image (Band 1 : PIR, Band 2 : Rouge, Band 3 : Vert textural)

3. **Combinaison des indices discriminants à l'aide d'un arbre de décision** : Dans cet arbre, il y aura le ou les indices les plus discriminants ainsi que le meilleur seuil (déterminer à l'aide de la méthode de la Courbe de ROC) pour extraire les masses d'eau.

Par la suite, on traitera les images radar pour voir si elles peuvent nous apporter plus d'information que les images optiques.

## 4.2 Analyse radar

L'analyse radar en télédétection est très importante, car la télédétection optique ne peut pas capter un bon rayon diffusé par une cible si des perturbations atmosphériques (section 2.1.3) se manifestent. C'est dans ce contexte qu'on se propose de traiter des images radars. On pourra éventuellement, montrer de multitudes différences et comparaisons entre les images optiques et radars.

### 4.2.1 Pré-traitement Radar

Pour commencer, afin de localiser une mare et de relever ses coordonnées, on se propose de géoréférencer les images en notre possession. On procède de la même façon, qu'en optique (section 4.1.1). Ensuite, en déterminant le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  (équivalent à la réflectance pour l'optique) du signal, on réalise un calibrage radiométrique [36] des images radars, pour pouvoir faire des comparaisons par la suite [5].

Pour les images ALOS, le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  s'exprime de la façon suivante [29]:

$$\sigma^0(dB) = 20 \cdot \log_{10} DN + Kdb \quad (4.3)$$

Pour les images TerraSar-X, le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  s'exprime de la façon suivante [13]:

$$\sigma^0(dB) = 20 \cdot \log_{10} DN + 10 \cdot \log_{10}(CalFact) + 10 \cdot \log_{10}(\sin(\theta)) \quad (4.4)$$

Où :  $DN$  = Valeur numérique par bande

$CalFact$  = Coefficient de calibration

$\theta$  = Angle d'incidence dépendant du radar

$Kdb$  = Constante de calibration pour PALSAR : -83db

Les valeurs du coefficient de rétrodiffusion sont exprimées en décibel (dB).

Or, les images ne sont comparables que si elles ont la même fréquence, même angle d'incidence, et même polarisation (section 2.1.5.2). Par conséquent, l'image ALOS (figure 3.3) en pleine saison des pluies (25 Août 2007) (HH et HV) n'est pas comparable à celle de saison des pluies (image ALOS - 39° - HH).

Pour les images radars, il existe une seule méthode pour détecter l'eau qui est plus simple que celles qui devront être réalisées sur les images optiques.

### 4.2.2 Réalisation de la méthode radar

Cette méthode consiste à déterminer le meilleur seuil, à l'aide de la méthode de la Courbe ROC pour pouvoir extraire tous les pixels qui ont un coefficient de rétrodiffusion très faible.

Par conséquent, on réalise une image masquée sous Erdas qui signifie que si le coefficient de rétrodiffusion est inférieur à *Seuil\_Coeff* (faible coefficient de rétrodiffusion pour une surface lisse) alors on considère que c'est une mare.

EITHER "COEFF RETRO" IF ("COEFF RETRO" < Seuil\_Coeff) OR 0 OTHERWISE

L'image hybride issue de ce traitement, devrait extraire nos mares. Mais à cause du phénomène qu'on appelle le chatoiement, elle sera bruitée (figure 5.12).

Le chatoiement [10] est une sorte de bruit qui dégrade la qualité de l'image et rend l'interprétation (visuelle ou numérique) plus difficile. Il se produit par une interférence aléatoire provenant de la diffusion multiple d'objet qui se produit dans chaque cellule de résolution.

Par exemple, si on illumine une zone pleine de gazon, les réflexions multiples (figure 2.10) dans chaque pixel, seront soit sombres ou soit claires. Il n'y aurait pas eu ce phénomène la surface de l'herbe ne serait pas visualisé comme présenté sur l'image 4.3. Ce phénomène du chatoiement s'éli-

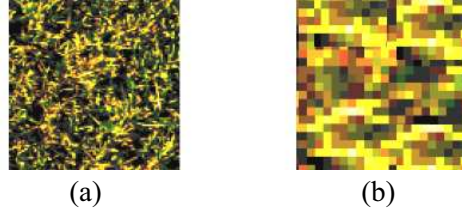
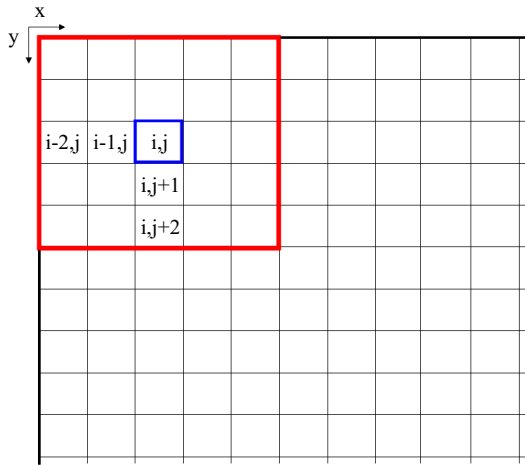


FIG. 4.3 —: surface de gazon avec chatoiement (a) et sans chatoiement(b)

mine en appliquant un filtrage spatial sur l'image. Pour notre étude on applique un filtre somme [24]. Ainsi, on lance une fenêtre de taille  $5 \times 5$  pixels (car mares  $> 5m$ ), qui parcourt toute l'image et affecte à chaque pixel central la somme de toute la fenêtre (figure 4.4). Par conséquent, les pixels qui appartiendront aux mares auront une forte valeur en sortie des filtres. Par contre les pixels isolés auront une faible valeur.



$$X_c = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 X(i,j) \quad (4.5)$$

Où  $X_c$  : Valeur du pixel central

$X(i,j)$  : Valeur du pixel de coordonnées  $(i,j)$

FIG. 4.4 —: Filtre somme

De ce filtre, on en tire une nouvelle image hybride qui a augmenté la valeur des pixels. Ainsi par seuillage, on pourra éliminer les pixels qui décrivent le chatoiement (pixels isolés avec une faible valeur du filtre somme) et ceux qui décrivent nos mares (blocs de pixels avec une valeur élevée du filtre somme).

Par conséquent, on peut réaliser notre image masquée de la façon suivante :

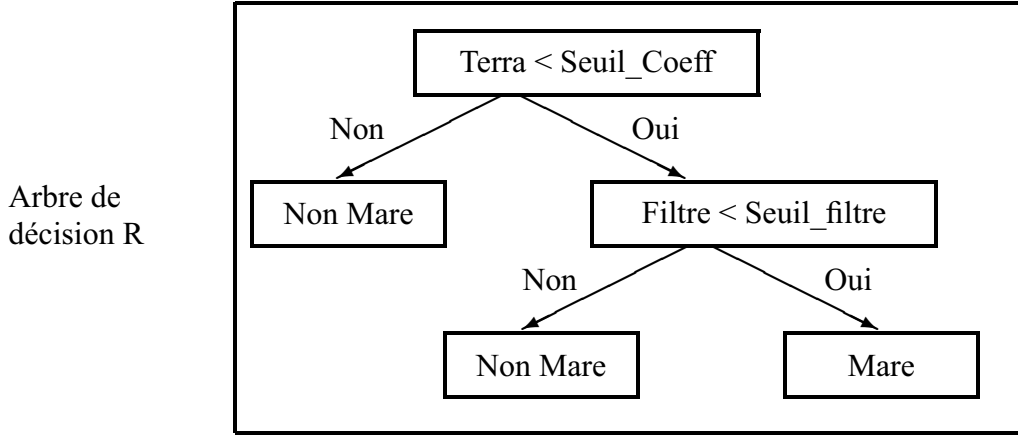
EITHER "COEFF RETRO" IF ("COEFF RETRO FILTRE" < Seuil\_filtre) OR 0 OTHERWISE

Ce qui signifie que si les valeurs de pixels de la nouvelle image hybride (image filtrée) sont inférieures à *Seuil\_filtre*, alors on extrait de l'image de base le coefficient de rétrodiffusion. Ce coefficient repré-



sente le signal diffusé de nos mares.

Pour simplifier, la méthode utilisée, pour extraire les mares à partir d'une image radar terraSARX, est décrite d'après l'arbre de décision suivant :



Pour améliorer notre interprétation, on ajoute une nouvelle information, qui pourrait affiner notre analyse. Par conséquent, on se propose de fusionner les 2 caractéristiques fortes des images en notre possession, pour avoir une image interprétable visuellement.

### 4.2.3 Combinaison des images radar TerraSar-X et SPOT multi-spectrale à l'aide de la fusion ACP-IHS

Les images couleurs (multi-spectrale) et noir-blanc (radar) apportent chacune une information pour la détection d'objet. Par conséquent la fusion des deux nous apporterait deux fois plus d'information. Ainsi, on peut s'attendre à une bonne interprétation visuelle des surfaces en eau.

Pour ce faire, on se propose d'utiliser la méthode de l'ACP (section 4.1.1.3), qui nous permet de rassembler tous les pixels qui ont la même variance (c'est-à-dire sélectionner la plus grande information) sur l'image optique et la méthode IHS (Intensity, Hue, Saturation) [39] [18] pour combiner les deux images (optique et radar).

Le principe de cette fusion est de transformer une image multi-spectrale d'un système de référence RGB (Rouge, Vert, Bleu) en un nouveau système IHS.

Dans un premier temps, il faut calculer l'ACP (section 4.1.1.3) puis transformer les composantes principales (CP) en RGB. Pour ce faire, on utilise la formule suivante :

$$X_{RGB} = \frac{CP - \text{Max}(CP)}{\text{Max}(CP) - \text{Min}(CP)} \times 255 \quad (4.6)$$

Ensuite on effectue transformation RGB → IHS d'après l'algorithme de Kruse et al. [22] :

$$\begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{-1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

$$H = \tan^{-1}\left(\frac{v_2}{v_1}\right) \quad (4.8)$$

$$S = \sqrt{v_2^2 + v_1^2} \quad (4.9)$$

Avec  $v_1$  et  $v_2$  variable temporaire pour le calcul de H et S.

Le canal intensité I représente l'information spatiale contenue dans les canaux spectraux. Par conséquence, on peut l'échanger par l'image radar (1m de résolution spatiale) [18]. Or, en remplaçant le paramètre I par l'image du radar brut  $I^*$ , Yesou et al. [38] nous dit que l'image extraite du traitement de la fusion montre un poids trop important du signal radar par rapport aux informations du capteur SPOT. Alors pour pallier cet inconvénient, il calcul un nouveau  $I^*$  en modifiant l'image radar.

$$I^* = \alpha Radar + \beta TM + \gamma \quad (4.10)$$

Avec  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$  et  $\gamma = 0$ , des facteurs de pondérations.

Il fait son analyse sur une image LandSat (TM : capteur du satellite optique LandSat) et choisit le canal le plus pertinent pour la suite de son projet. Par conséquent, on va utiliser le canal le plus pertinent de l'image SPOT multi-spectrale pour détecter l'eau, le MIR (section 2.1.5.1). Ainsi, le  $I^*$  se calcule de la façon suivante :

$$I^* = \alpha Radar + \beta XS4 + \gamma \quad (4.11)$$

Alors on remplace le canal Intensité par l'image radar modifiée  $I^*$  et on effectue la transformation inverse (IHS  $\rightarrow$  RGB).

$$\begin{pmatrix} R^* \\ G^* \\ B^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} I^* \\ H^* \\ S^* \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

$$H^* = S \times \cos(H) \quad (4.13)$$

$$S^* = S \times \sin(H) \quad (4.14)$$

Le résultat est une image avec le détail spatial de l'image radar (1m de R.S.) et les couleurs de l'image multi-spectrale (3 bandes spectrales). Cette méthode est synthétisée par la schéma suivant [39] :

Le fait qu'on possède cette image, nous permettra de visualiser et d'interpréter les résultats obtenus à l'aide des outils optique et radar. En effet, les données de terrains sur les mares dans le fichier shape, ne sont pas de la même date que les images satellites. Par conséquent, il se pourrait que ces mares soit vides.

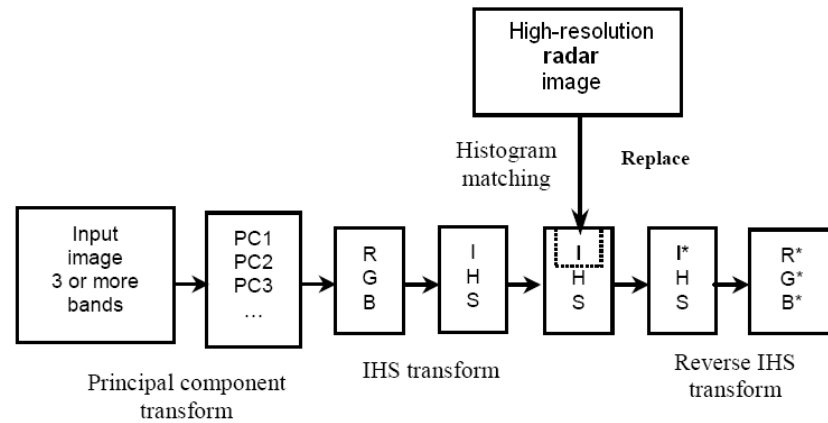


FIG. 4.5 —: Représentation synthétisée de la fusion ACP-IHS [39]

### 4.3 Validation

Après l'implémentation de toutes ces méthodes, la validation de celles-ci se feront d'abord, d'après une interprétation visuelle, puis en répertoriant toutes les mares extraites par l'outil.

Le recensement des mares sera effectué à l'aide des données de terrain (chapitre 1) qui possèdent toutes les caractéristiques des mares qui sont sur le terrain.

Par conséquent, l'outil sera validé en fonction de son pourcentage de détection par rapport aux tailles des mares.

Dans la suite de ce rapport, on va implémenter nos méthodes sur nos images.

# Chapitre 5

## Résultats

Dans ce chapitre, on va déterminer les meilleures méthodes extraites de la méthodologie et visualiser les résultats obtenus. Notre zone d'étude sur le parc W est localisée sur l'annexe C.

### 5.1 Traitement optique

#### 5.1.1 Pré-traitement

Le géoréférencement étant réalisé, il faut vérifier que les méthodes d'identification seront utilisables sur toutes les images. Donc on relève la réflectance de chaque image à l'aide d'une ligne de référence comme ci-dessous (figure 5.1.a).

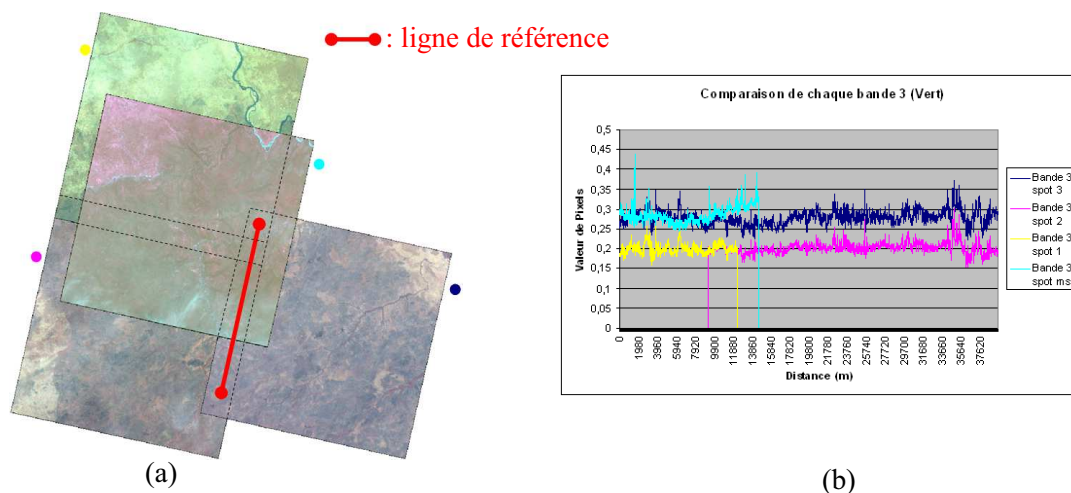


FIG. 5.1 —: Référence de réflectance : (a) Image SPOT 5 d'une partie du Parc, (b) relevé sur la bande 3 de chaque image SPOT

On remarque que sur la figure 5.1.b, il y a une très grande différence de réflectance entre toutes les images sauf pour les deux premières SPOT qui ont exactement la même réflectance (rose et jaune). Cela est dû, au fait que toutes les images n'ont pas été prises au même moment (figure 3.1). Par conséquent la radiométrie est différente parce-que le temps est pluvieux, nuageux, trop ensoleillé

etc ... Alors il nous serait impossible de recalibrer les images SPOT 3 et SPOT ms, de façon à ce qu'elle soit similaire aux SPOT 1 et 2 car on ne connaît pas l'évolution des éléments naturels à cette même date (ex : augmentation de la végétation-Annexe H). De même, on déduit que les seuils de classification ou les méthodes d'identification seront les mêmes pour les images 1 et 2 mais devront être adaptés pour les autres.

### 5.1.2 Traitement en saison sèche

On commence par traiter les images de saison sèche. D'après la littérature [34], le canal optique le plus pertinent pour déterminer l'eau est le moyen infrarouge (MIR). Or, nos images en saison sèche n'en possèdent pas (figure 3.1). Par conséquent, le canal le plus pertinent, est le proche infrarouge (PIR) pour cette partie.

Or les indices qui permettent de détecter l'eau sont le NDWI et MNDWI (section 2.2). Alors on ne peut utiliser que le NDWI. On pourra également utiliser le NDVI (Indice de détection de la végétation) car la littérature nous indique que si le NDVI  $< 0$ , alors il y a détection d'eau (section 2.2.1).

#### 5.1.2.1 Traitement à l'aide des indices bibliographiques

Dans un premier cas, on calcul les indices, NDWI et NDVI. Puis, on trace la signature spectrale de l'eau par rapport à des éléments connus de l'environnement dans ces deux indices. D'après la figure 5.2, on remarque que l'eau est discriminante par rapport aux deux autres éléments (le sol et la végétation). Comme ces spectres se croisent entre eux, nous pensons qu'il y aura de la confusion après traitement des données [8].

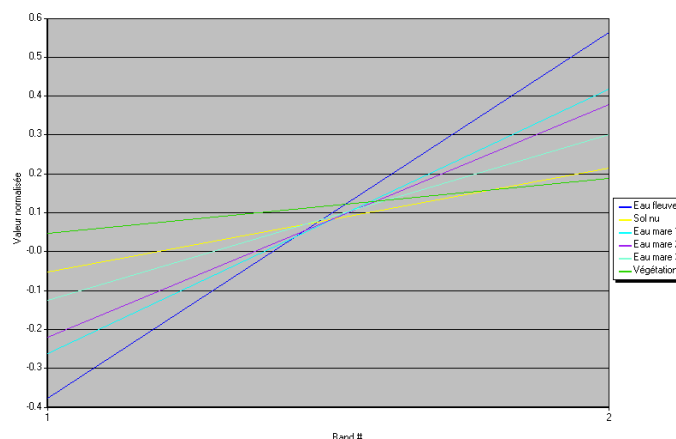


FIG. 5.2 —: Signature spectrale de chaque élément connu de l'environnement sur les images SPOT du parc W (Band 1 : NDVI et Band 2 : NDWI)

On se propose de combiner ces deux indices après avoir appliqué un seuil qui permet d'extraire toutes les mares. Pour déterminer ce seuil, on utilise un programme sous R (Language de pro-

gramme d'un logiciel statistique R), qui nous permet d'appliquer la méthode de la courbe de ROC (section 2.3). Un intervalle de seuillage [*Seuil\_NDWI\_1*; *Seuil\_NDWI\_2*] peut être plus précis pour déterminer les cibles. C'est-à-dire que toutes les valeurs de réflectance qui appartiennent à l'intervalle [*Seuil\_NDWI\_1*; *Seuil\_NDWI\_2*], représentent des masses d'eau. Par conséquent, on modifie le programme de telle façon que la courbe de ROC nous donne cet intervalle.

Comme référence, on prend deux mares connues (VP) et un domaine non-mare connu (VN). Soit, environ 200 points relevés, d'où 100 points d'eau et 100 points de non-eau.

La courbe de ROC nous donne : *Seuil\_NDVI*=0.11 et *Seuil\_NDWI*=[0.22;0.8]

Donc, on réalise une image masquée avec Erdas de la façon suivante :

EITHER "NDWI" IF ("NDWI" > 0.22 AND "NDWI" < 0.8) OR 0 OTHERWISE

C'est-à-dire que si le NDWI appartient à l'intervalle [0.22;0.8], on garde les valeurs des pixels de l'image correspondante sinon on met à zéro.

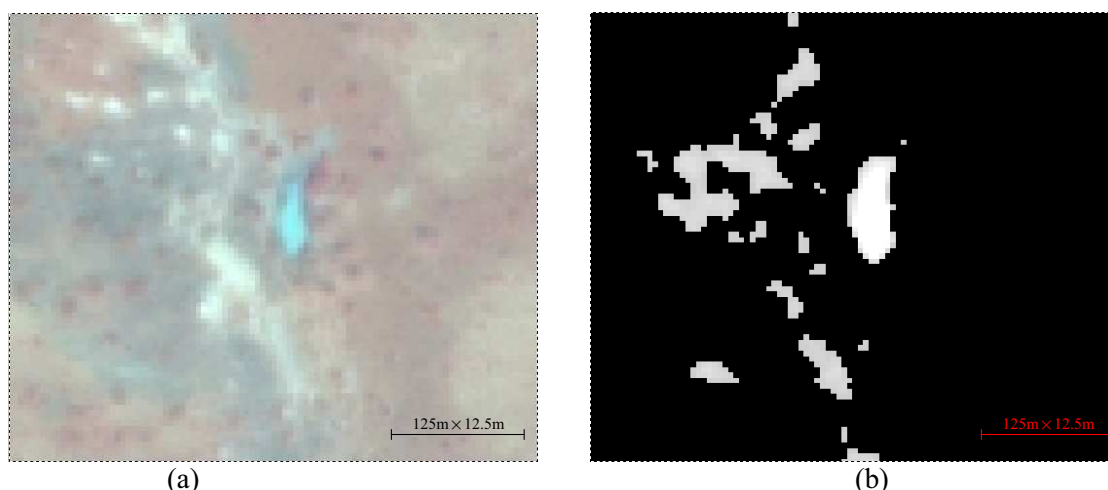


FIG. 5.3 —: Exemple de mare de coordonnées 12°20'08.63"N 2°25'48.60"E: (a) Image SPOT de référence, (b) NDWI

On constate que la mare est bien visible, après avoir utilisé le NDWI, mais il y a, aussi, de la confusion autour. Dans cette confusion, il doit y avoir du sol nu (figure 5.2), de la végétation humide, ou peut-être aussi des zones brûlées (données terrain).

D'après [7], afin de s'assurer de l'élimination des pixels de réflectance représentant la végétation, il faudrait réaliser un seuillage par rapport au NDVI comme suit :

EITHER "NDWI" IF ("NDVI" < 0.11) OR 0 OTHERWISE

On obtient :

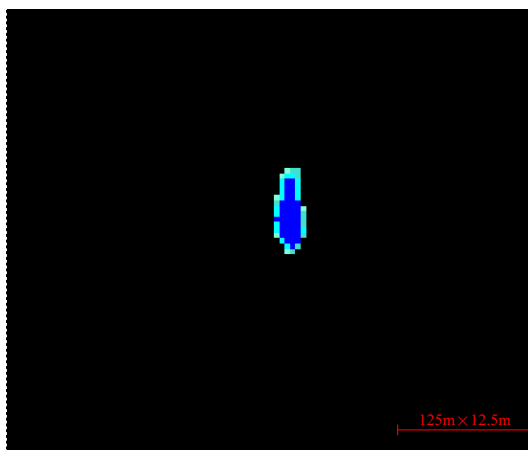


FIG. 5.4 —: Mare classifiée donnée en exemple par la figure 5.3 après filtrage de la végétation (de coordonnées :  $12^{\circ}20'08.63''\text{N}$   $2^{\circ}25'48.60''\text{E}$ )

Après filtrage de la végétation, on constate que la mare est bien visible avec aucune confusion autour (figure 5.4). Cette représentation est issue de la méthode de classification (section 2.4). Car après les avoir extraites, il nous faudrait les répertorier en fonction de certaines caractéristiques qui sont leurs tailles (données représentant les couches thématiques de la localisation des mares - Chapitre 1) et leur profondeur. Pour déterminer cette profondeur, on se propose d'utiliser une classification non-supervisée (section 2.4).

Pour la classification on prend un écart-type de base 0.05 en considérant 5% d'erreur avec un maximum d'itération pour l'atteindre. Le regroupement sera effectué en 6 classes, par rapport au niveau de profondeur, alors les ondes électromagnétiques qui arrivent dans une grande profondeur de masse d'eau seront faiblement réfléchies dans le proche infrarouge. Par conséquent le NDWI sera plus grand. C'est ce qu'on remarque sur la figure 5.4 où le milieu de la mare est bleu foncé tandis que les extrémités sont en bleu pâle.

Par contre si on regarde une autre mare de coordonnées  $12^{\circ}15'35.87''\text{N}$   $2^{\circ}28'47.97''\text{E}$  (figure 5.5),

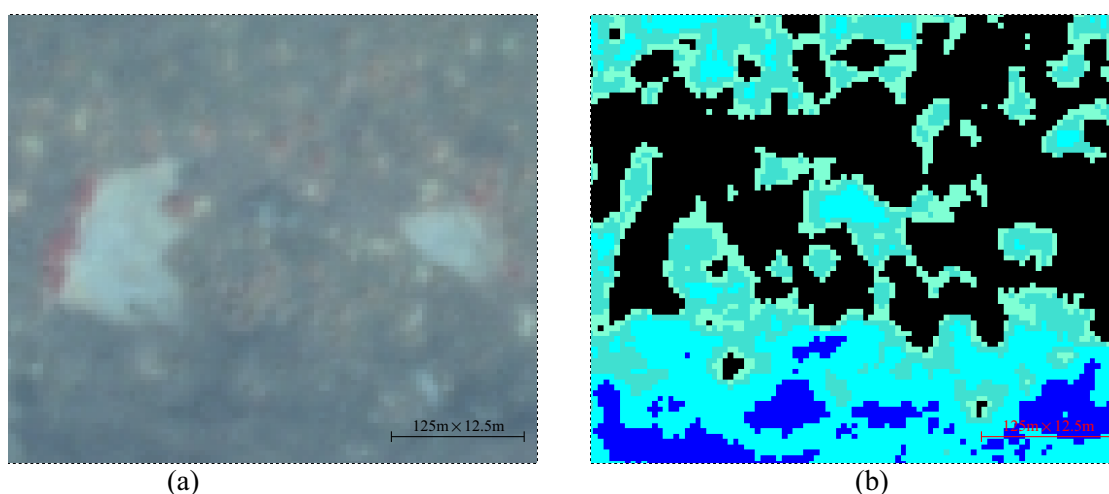


FIG. 5.5 —: Exemple de mare de coordonnées  $12^{\circ}15'35.87''\text{N}$   $2^{\circ}28'47.97''\text{E}$ : (a) Image SPOT de référence, (b) Image de classification

on ne détecte aucune mare.

D'après certaines données de terrain, la confusion qui apparaît devrait être des zones brûlées. En période de saison sèche, les responsables du Parc W, enflamment plusieurs espèces végétales qui couvrent le domaine afin de stimuler leur repousse. Il semblerait que ces zones brûlées aient la même réflectance que l'eau.

Pour éliminer cette confusion, on se propose d'utiliser l'indice non-normalisé le DWI (section 2.2.4). Il a pour objectif d'extraire des mares à la même profondeur à partir d'une bande spectrale pertinente, le proche infrarouge dans notre cas. Par conséquent, on peut différencier les mares et non mares d'après [26].

La figure suivante nous donne le résultat, après le traitement par le DWI (d'après la courbe de ROC,  $Seuil\_DWI=0.23$ ) :

EITHER "DWI" IF ("DWI" < 0.23) OR 0 OTHERWISE

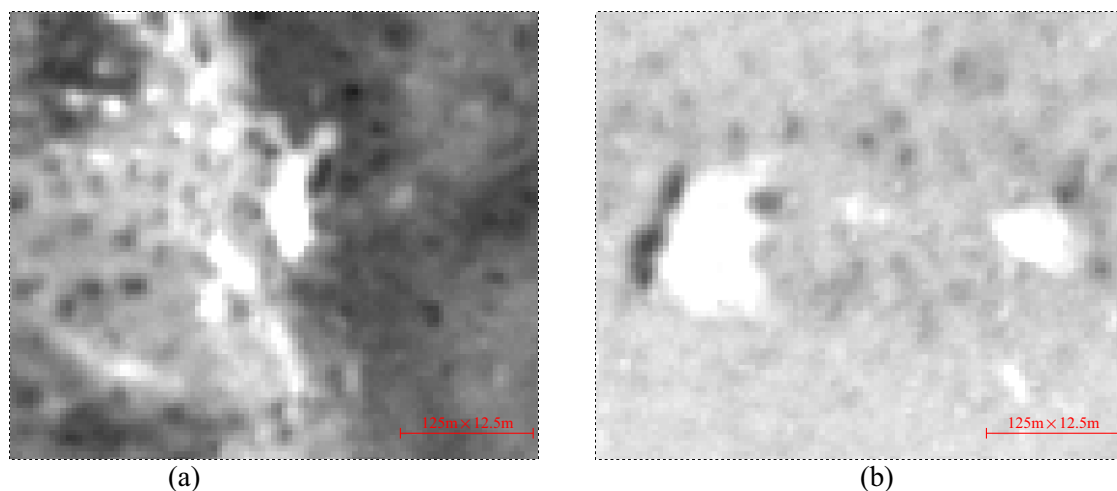


FIG. 5.6 –: Exemple de mare après calcul du DWI de coordonnée : (a)  $12^{\circ}20'08.63''N$   $2^{\circ}25'48.60''E$  (figure 5.4), (b)  $12^{\circ}15'35.87''N$   $2^{\circ}28'47.97''E$  (figure 5.5)

On remarque une grande différence de luminance, donc une très bonne discrimination qui est décrite par la figure 5.7.

C'est pourquoi les signatures spectrales des mares sont semblables par rapport aux autres éléments inconnus, ce qui implique que la réflectance de l'eau est discriminante dans cet indice. Par contre, il y a encore un élément qui porte la confusion, comme on le voit sur la figure 5.7 c'est la réflectance du sol nu (en jaune). Elle a la même signature spectrale que celle de l'eau et elle est entre deux niveaux de gris des masses d'eau dans le DWI. Or, après le calcul du NDWI, on remarque, que les valeurs de pixels du sol nu par rapport à celles des mares ne sont pas confondues (elles ont une valeur plus petite).



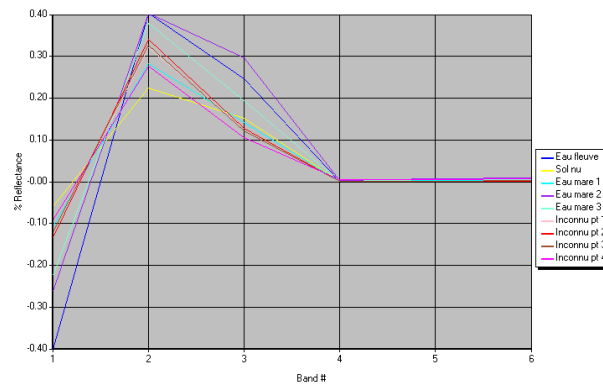
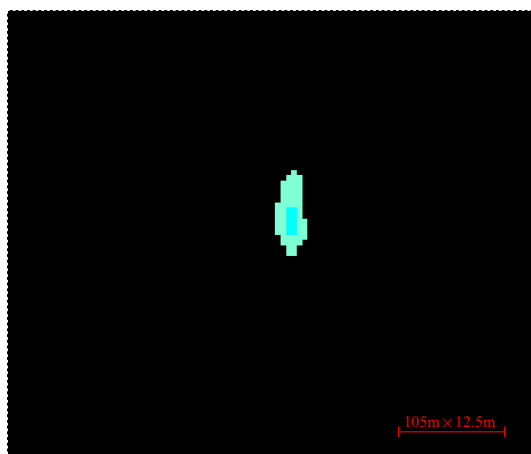
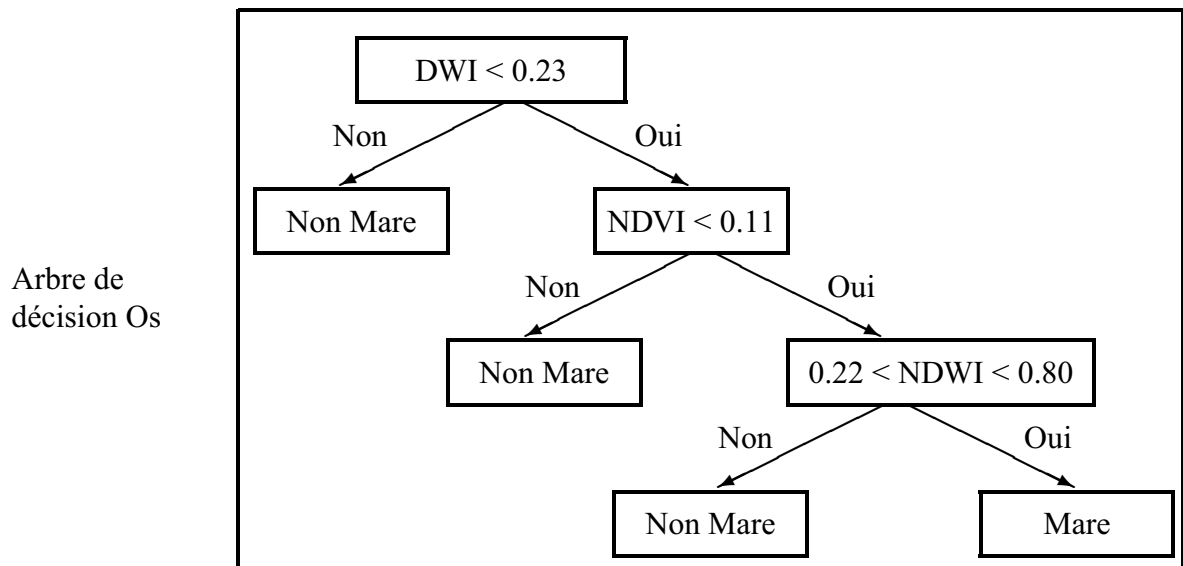
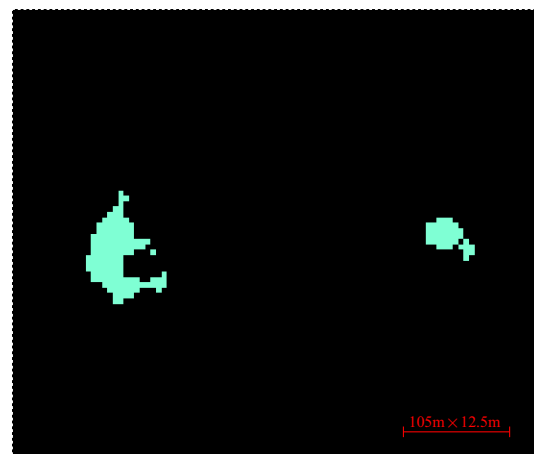


FIG. 5.7 —: Signature spectrale de chaque élément connu et inconnu de l'environnement (Band 1 : NDVI, Band 2 : NDWI, Band 3 : DWI, Band 4 : PIR textural, Band 5 : Rouge textural, Band 6 : Vert textural)

Au final notre méthode se constituera d'après le schéma suivant :



(a)



(b)

FIG. 5.8 —: Exemple de mare après utilisation de notre méthode. Elles ont pour coordonnées : (a) 12°20'08.63"N 2°25'48.60"E (figure 5.4), (b) 12°15'35.87"N 2°28'47.97"E (figure 5.5)

Visuellement, on obtient les images précédentes (figure 5.8). Les indices utilisés ont eu les fonctions

suivante :

- NDWI : qui garde les mares et les zones brûlées seulement
- DWI : qui garde les mares et les sols nus uniquement.

Sur la figure 5.8, on constate qu'il n'y a aucune confusion autour de ces mares, aucune confusion avec les zones brûlées, les sols nus détectés au préalable. Afin de suivre le remplissage de ces mares on se propose d'extraire les mares de l'image SPOT en saison pluvieuse, en suivant la méthodologie décrite au préalable.

### 5.1.3 Traitement en saison pluvieuse

L'image de saison des pluies ne peut pas avoir la même réflectance que celle de saison sèche. Car entre ces deux dates, plusieurs événements météorologiques (pluies, vents etc ...) et naturels (densité de végétation plus importante, densité d'eau plus importante etc ...) ont eu lieu. C'est ce qu'on a remarqué, au début du chapitre, après une correction radiométrique, la réflectance de l'image de saison pluvieuse n'était pas la même que celle des images de saison sèche (SPOT 5  $\neq$  SPOT ms). Par conséquent, les seuils, ou même les méthodes, ne seront pas les mêmes que celles vu précédemment.

La fusion étant effectuée, on possède une image multi-spectrale de 6m de résolution spatiale avec 4 bandes spectrales (NIR, R, V, MIR).

On sait, d'après la littérature [34] que le MIR est le canal le plus pertinent. Ceci est vérifié en traçant les signatures spectrales de chaque élément de notre environnement dans les différentes bandes spectrales.

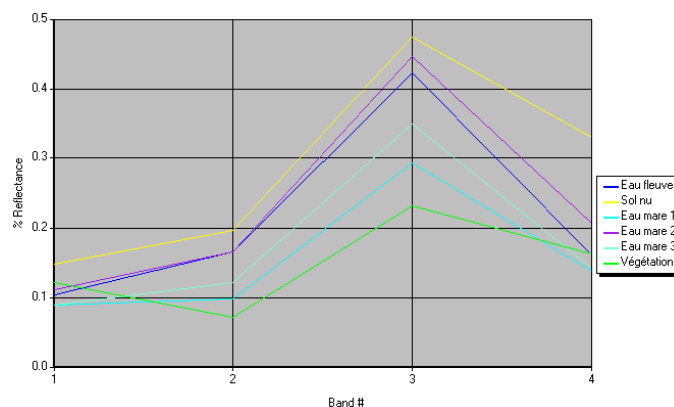


FIG. 5.9 —: Signature spectrale de chaque élément connu de l'environnement (Band 1 : NIR, Band 2 : Rouge, Band 3 : Vert, Band 4 : MIR)

On constate bien que l'eau et le sol nu ont la même forme de spectre contrairement à la végétation. Mais, il y a une différence au niveau des valeurs de pixels de réflectance dans chaque bande.

Normalement d'après [33], le MNDWI est le meilleur indice (méthode) de discrimination de l'eau.

C'est vérifié en en traçant la signature spectrale de l'eau dans tous les indices répertoriés dans la littérature.

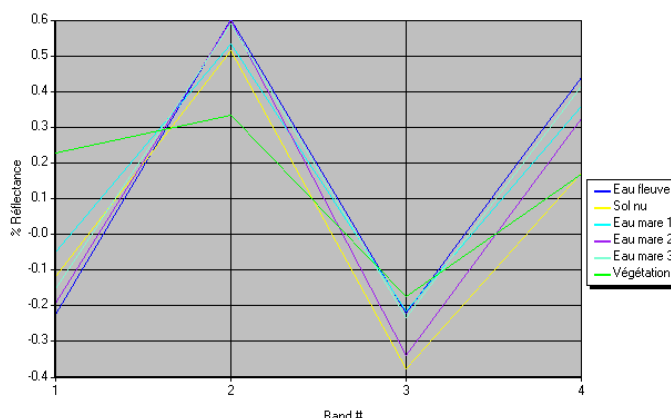


FIG. 5.10 —: Signature spectrale de chaque élément connu de l'environnement (Band 1 : NDVI, Band 2 : NDWI, Band 3 : NDII, Band 4 : MNDWI)

Sur la figure 5.10, on voit très bien que l'eau se distingue des autres éléments dans le MNDWI. Dans ce cas, on se propose de rechercher son seuil ( $MNDWI = Seuil\_MNDWI$ ) à l'aide de la méthode de ROC (section 2.3) pour extraire les masses d'eau sur une image hybride. Cette image aurait été traitée au préalable à l'aide du NDVI (section 2.2.1) afin d'éliminer tous les éléments qui auraient la même réflectance que celle de la végétation.

La courbe de ROC nous donne :  $Seuil\_MNDWI = 0.27$

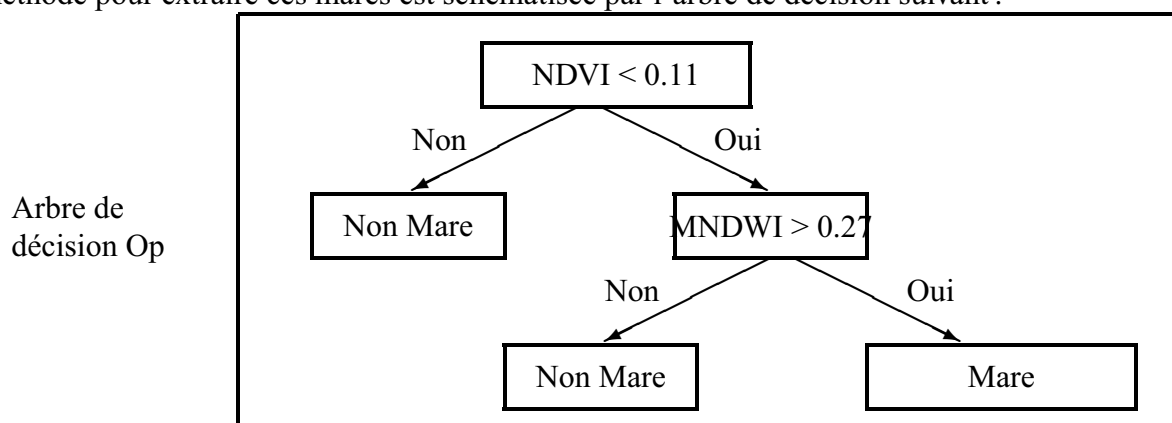
Donc, on réalise une image masquée avec Erdas de la façon suivante :

EITHER "MNDWI" IF ("MNDWI" > 0.27) OR 0 OTHERWISE

C'est-à-dire que si le MNDWI est supérieur à 0.27, on garde les valeurs des pixels de l'image correspondante sinon on met à zéro.

Les mares représentées sont les mêmes mares extraites, sur l'image de saison sèche. On peut constater un plus gros volume d'eau qui apparaît, et par conséquent un remplissage totale.

La méthode pour extraire ces mares est schématisée par l'arbre de décision suivant :



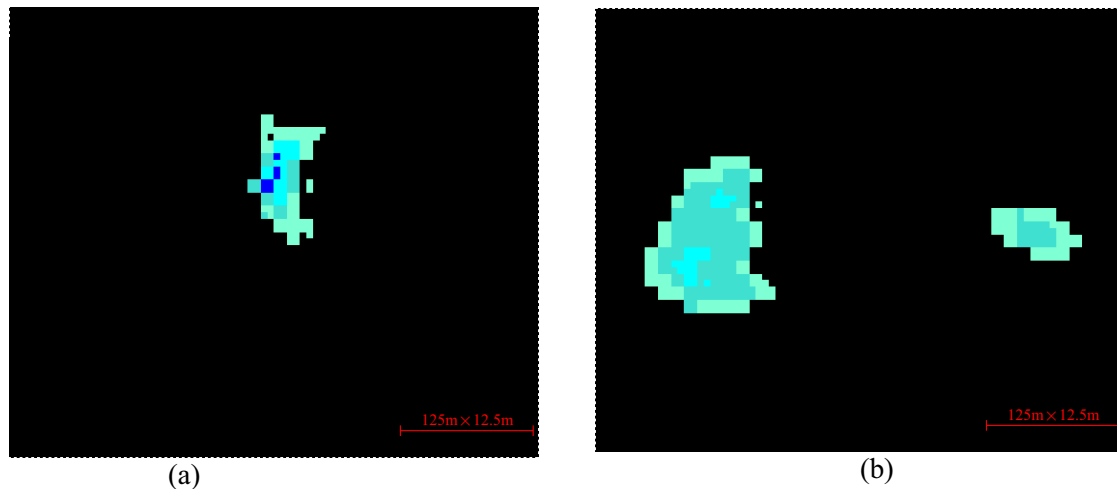


FIG. 5.11 —: Exemple de mares MNDWI classifiées. Elles ont pour coordonnées : (a) 12°20'08.63"N 2°25'48.60"E (figure 5.4), (b) 12°15'35.87"N 2°28'47.97"E (figure 5.5)

On va effectuer les traitements radars afin d'avoir plus de précisions sur la détection des mares.

## 5.2 Traitement Radar

On effectue le géoréférencement sur les images radar, puis la calibration radiométrique en calculant le coefficient de rétrodiffusion en décibel.

### 5.2.1 Analyse en saison sèche

On possède une image en saison sèche, c'est l'image ALOS, capturée le 22 février 2007 de 6.25m de résolution spatiale. On se propose de la traiter en effectuant un seuillage (seuil déterminer à l'aide de la courbe de ROC).

Ainsi, on réalise une image masquée sous Erdas :

EITHER "COEFF\_RETRO" IF ("COEFF\_RETRO" < Seuil\_Coeff) OR 0 OTHERWISE

Ce qui signifie que si le coefficient de rétrodiffusion est inférieur à *Seuil\_Coeff* alors on considère que c'est une mare sinon zéro. Dans le chapitre 3, on a vu que ce capteur (ALOS) émettait et recevait de très grandes longueurs d'onde (petites fréquences), plus précisément en bande L. La résolution spatiale de cette image (12.5m) permet d'extraire de grandes mares. En ce qui concerne l'extraction de petites mares, il y a ambiguïté entre mares et sols nus lisses où on a une même gamme du coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$ . Avec une meilleure résolution spatiale l'extraction de ces mares auraient pu être réalisée.

### 5.2.2 Analyse en saison pluvieuse

Par contre les images TerraSARX qui ont été prise en saison des pluies, sont très intéressante avec une résolution spatiale de 1m. Elles ont été enregistrées en Juin 2009 (Début de la saison des pluies)

et en Août 2009 (milieu de la saison des pluies).

En suivant l'arbre de décision R, la courbe de ROC nous donne :  $Seuil\_Coeff = -20$   $Seuil\_filtre = -400$

Alors sous Erdas on a : (figure 5.12):

EITHER "COEFF\_RETRO" IF ("COEFF\_RETRO" < -20) OR 0 OTHERWISE

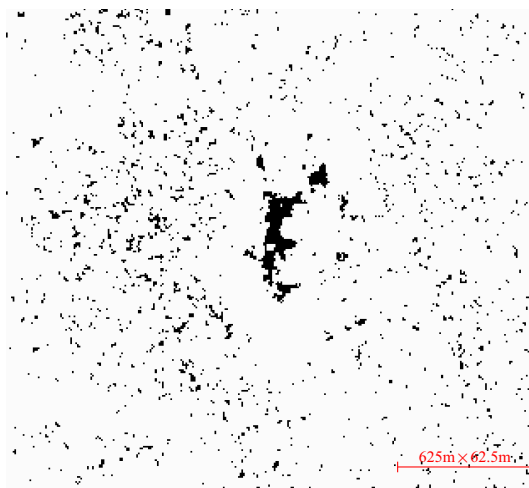
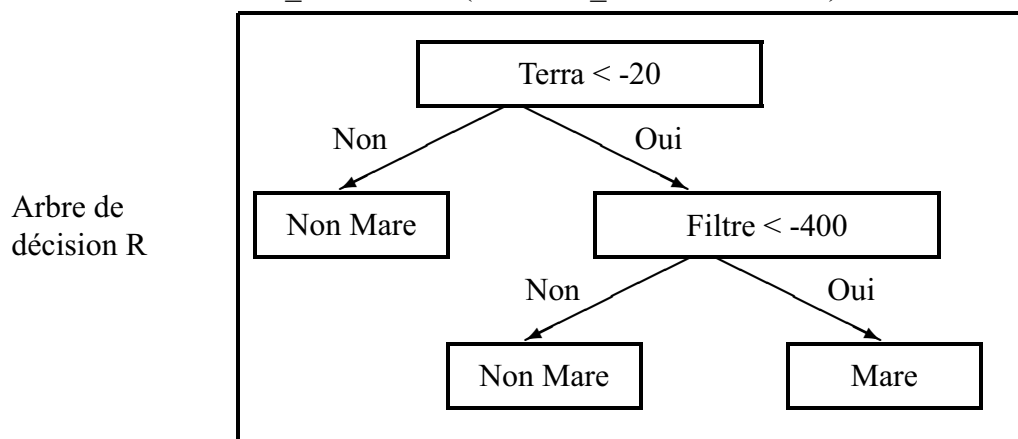


FIG. 5.12 –: Exemple de mare extraite de l'image radar TerraSARX seuillée de coordonnées :  
12°20'08.63"N 2°25'48.60"E

On voit sur l'image des points isolés qui sont le phénomène du chatoiement. Toujours en suivant l'arbre de décision R, on implémente le filtre somme à cette chaîne :

EITHER "COEFF\_RETRO" IF ("FILTRE\_SOMME" < -400) OR 0 OTHERWISE



Visuellement, on obtient l'image suivante :

### 5.2.3 Elements complémentaires

Pour le radar, normalement tous les pixels qui sont noirs, représentent de l'eau. Or, on remarque que certains de pixels noir ne sont pas à priori des mares (pas de vérification terrain à la date d'acquisition). Cela peut être dû au fait que, certains éléments de la nature (arbres, montagnes, rochers, des sols nuls lisses etc ...) soit très grands en taille, ainsi ça crée de l'ombre par rapport à l'angle de visé

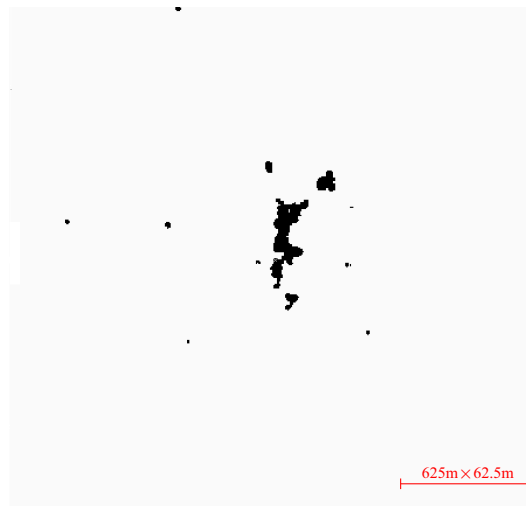


FIG. 5.13 —: Exemple de mare extraite de l'image radar TerraSARX après utilisation du filtre de coordonnée :  $12^{\circ}20'08.63''N$   $2^{\circ}25'48.60''E$

du radar. Par conséquent le signal retrodiffusé sera très faible comme celui que diffuse l'eau.

Pour l'optique, tous les pixels extraits des indices sont différents de zéro, sont représentatifs des mares.

Or, il y a également, quelque pixels isolés qui sont extraient comme des mares.

Cette remarque est un inconvenient pour réaliser la cartographie des mares. On pourrait les éliminer en considérant qu'ils ont une petite taille, mais certaine mares ont la même taille. Par conséquent on utilise le programme sous matlab qui permet de créer des buffers (fenêtre  $100m \times 100m$ ) sur la position des mares. Ainsi on pourra extraire les valeurs de pixels qui sont dans chaque fenêtre et par conséquent extraire que les mares en eau.

Pour cela, on se propose de réaliser un programme sous matlab (Annexe E) qui :

- lit les données de l'image satellite
- reprojecte et génère les coordonnées des mares (données terrain) dans le système de coordonnées associé à l'image
- extrait les valeurs de pixels sur une fenêtre de  $100m \times 100m$  si le point de coordonnées (x,y) est inclu dans celle-ci
- crée de nouvelles données où seules les valeurs de pixels associées à la localisation des mares sont extraites. Le reste est déclaré comme NULL.

Parmi les méthodes du chapitre précédent, on en a retenu 2, une pour le traitement optique et une pour le traitement radar. La fusion ACP-IHS des deux images optique et radar serait un bon traitement pour l'interprétation visuelle des mares si elles étaient de la même date. Or, ce n'est pas le cas, par conséquent la fusion de ces images ne nous apporterons aucune information supplémentaire.

### 5.3 Validation des outils

On recensera d'abord les mares sur l'image optique, ensuite sur l'image radar.

### 5.3.1 Validation de l'outil optique

On possède deux fichiers qui contiennent la localisation de plusieurs mares en saison pluvieuse. À l'aide de ces fichiers, on se propose de déterminer le nombre de mares qui ont été extraites pour nous permettre de tester la validité de notre outil.

Le premier document est un fichier qui présente les mares localisées à partir de Google Earth. Google Earth possède une image (capture du 3 Juin 2003 - début de la saison des pluies) très haute résolution de notre zone d'étude. Ce fichier compte 188 mares répertoriées dont 62 qui sont hors de notre zone d'étude.

À l'aide de la méthode que nous avons développée, on extrait 42,4 % des mares qui ont été répertoriées dans ce fichier, soit 39 mares sur 92. La figure 5.14 nous montre le pourcentage des mares détectées en fonction de leur diamètre.

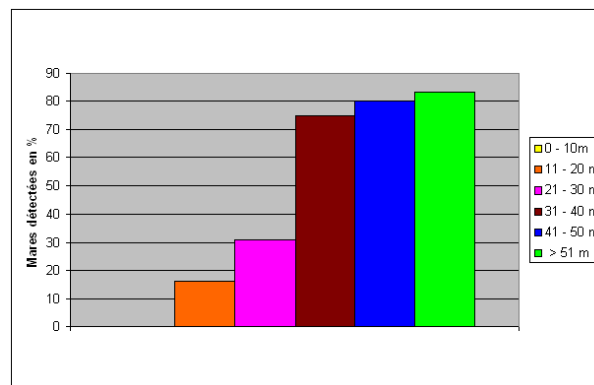


FIG. 5.14 –: Mares localisées par Google Earth par la méthode optique en fonction de leur diamètre (image saison des pluies)

On constate qu'aucune mare entre 0 et 10m n'est détectée et que moins de 50 % des mares inférieures à 30m sont détectées. Par contre, pour les mares de plus de 30m de longueur, la méthode développée en détecte environ 80 %.

De cette analyse, on peut en déduire que la résolution spatiale des images SPOT utilisées n'est pas suffisante pour détecter les mares de petites tailles. Cela peut être dû aussi à la différence de date entre l'image satellite SPOT et l'image Google Earth (image où ont été relevées les mares). Effectivement, certainement mares en eau en 2003, pourraient être à sec en 2008. Ou alors, la couverture végétale du Parc W peut être plus dense en 2008 qu'en 2003.

Le deuxième document est un fichier qui nous montre les mares relevées sur le terrain au Nord du Parc, près du fleuve de la Tapoa (Annexe A). Il y a 27 mares qui ont été repérées dont 9 qui sont hors zone.

On extrait 5 mares sur 18 soit 27.7% des mares totales. Aucune mare inférieure à 20m de diamètre

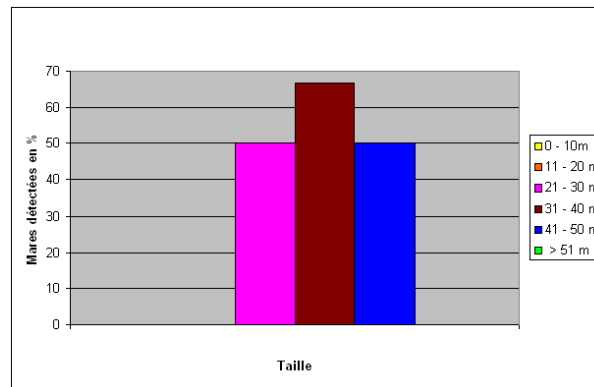


FIG. 5.15 –: Mares localisées sur le terrain par la méthode optique en fonction de leur diamètre

n'ont été détectées. Par contre, plus de 50% des mares supérieures à 21m ont été extraites par l'outil. Cette analyse reprend ce qu'on a déduit dans le paragraphe précédent, à savoir que la méthode optique, avec la résolution spatiale de SPOT, est plus discriminante pour la recherche de mares supérieures à 21m. Pour améliorer ce pourcentage, on se propose d'utiliser des images, extraites des capteurs RADAR, qui ont une meilleure résolution spatiale que les images optiques utilisées.

### 5.3.2 Validation de l'outil radar

Par contre notre image radar est une représentation d'une très petite partie du Parc W (figure 3.3). Par conséquent, nous aurons plus de mares, hors zone d'étude, que dans la section précédente. Alors pour le fichier de 188 mares on a 106 qui sont, à l'extérieur de la zone, soit 82 mares à détecter. Le 20 Juin 2009 (début de la saison des pluies), on extrait 64.4% des mares répertoriées, soit 53 mares sur 82.

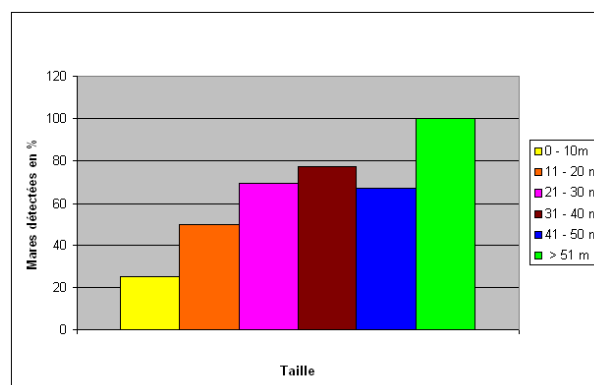


FIG. 5.16 –: Mares localisées par Google Earth par la méthode radar en fonction de leur diamètre sur l'image TerraSar-X du 22 Juin 2009

Par rapport à l'analyse optique, on détecte des mares de moins de 10m, soit 25%. Entre 50 et 80% sont détectées avec une taille comprise entre 11 et 50m. Et les mares de plus de 51m, sont tous détectées.



Le 14 Août 2009 (pleine saison pluvieuse), on extrait par contre, 54.8% des mares répertoriées, soit 45 mares sur 82.

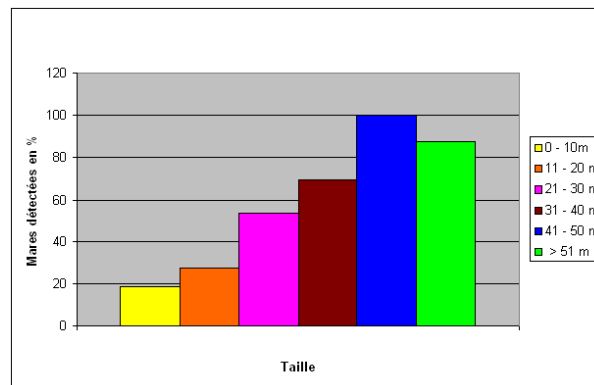


FIG. 5.17 –: Mares localisées par Google Earth par la méthode radar en fonction de leur diamètre sur l'image TerraSar-X du 14 Août 2009

Les mêmes remarques sont à relever pour expliquer ce graphe. Sauf que le nombre de mares détectées en pleine saison des pluies est inférieur à celui du début de cette saison. Ceci pourrait s'expliquer au niveau du rapport pluviométrique. Effectivement, il se pourrait qu'au début de cette saison, il y a eu de forte pluie. Par contre, vers le 14 Août, le niveau pluviométrique aux alentours des mares non détectées doit être très faible. Or d'après le relevé des données pluviométriques en notre possession, en Août, il a plu environ 40mm d'eau (C'est plus qu'en Juin). Plusieurs études ont montré que la bande X peut-être perturbée par des conditions atmosphériques extrêmes (forte pluie, orage, etc ...). Ceci pourrait expliquer, le fait qu'on ait une image médiocre.

Malgré ce léger inconvénient dû au temps, on constate que la résolution radar utilisé (1m) est plus efficace que l'outil optique.

## Chapitre 6

### Conclusion et perspectives

L'objectif de ce stage était de développer une méthode de cartographie des surfaces disponibles en eau dans le parc du W en saison sèche et en saison des pluies à partir des données de télédétection.

Un état de l'art nous a permis d'étudier et de nous familiariser avec les différentes méthodes de télédétection optique et radar qui permettent de détecter l'eau sur des images satellites.

Pour les capteurs optiques, la canal spectral le plus pertinent pour la détection d'eau est le MIR (Moyen infrarouge). Il existe plusieurs indices, qui combinent les différentes bandes spectrales. Parmi ces méthodes (indices), il n'en existe aucun qui permet d'extraire les mares sur n'importe quelle image. Par conséquent, en combinant toutes les méthodes de la littérature, on peut déterminer plusieurs méthodes qui s'avèrent très intéressantes pour la détection de masses d'eau :

- Combinaison du NDVI/MNDWI pour localiser les mares avec le moyen infrarouge
- Combinaison du NDVI/NDWI/DWI pour l'extraction des mares en l'absence de la bande spectrale du moyen infrarouge.

Pour les capteurs radars, la méthode est plus simple et universelle. Il suffit d'effectuer un seuillage par rapport au coefficient de rétrodiffusion de l'eau (surface lisse).

On constate que la résolution spatiale et les perturbations atmosphériques sont des caractéristiques très importantes pour la détection de cible de type "mares". On peut la voir grâce au pourcentage de détection des mares pour la méthode radar (64,4 %) et pour la méthode optique (42,4 %).

Par conséquent, pour une résolution spatiale de 6m, on détecte des cibles de plus de 20m de diamètre et pour une résolution de 1m on en détecte de plus de 10m.

En fusionnant ces deux images pour savoir si elles peuvent être complémentaires, on constate qu'elles ne nous apportent aucune information supplémentaire. C'est parce que les images que nous possédons n'ont pas été prises à la même date ou à la même période.

Ainsi par la suite, il faudrait répertorier les mares de saison sèche qui ont été extraites, avec celle

de la saison des pluies pour ensuite suivre leur dynamique. Pour cela, nous avons besoin d'images satellites journalières et avec une très bonne résolution spatiale. Or, ces images sont acquises par période (ex: tous les mois, ou toutes les trois semaines etc ...). Par conséquent, on serait amené à créer un modèle dynamique en fonction de la surface des mares extraites à l'aide des méthodes développées [30], sur les images traitées. Ainsi ce couplage télédétection/modélisation hydrologique nous permettra d'évaluer la quantité d'eau présente dans les mares. Par conséquent, on pourra utiliser le programme sur la création des buffers pour nettoyer l'image satellite pour plus de précision.

On constate aussi que les valeurs de l'eau du NDWI et MNDWI sont dépendantes de la profondeur des mares (car en visualisant plusieurs mares, on remarque que les plus fortes valeurs sont au milieu et les plus petites aux extrémités). On pourrait supposer qu'une approximation peut-être faite, sur la valeur de la profondeur de chaque mare.

À terme, on pourra intégrer ces résultats dans un modèle dynamique de la population des buffles. Par conséquent, les gestionnaires du parc W pourront prédire le déplacement de ces animaux sur leur domaine.

# Annexe A

## Parc du W

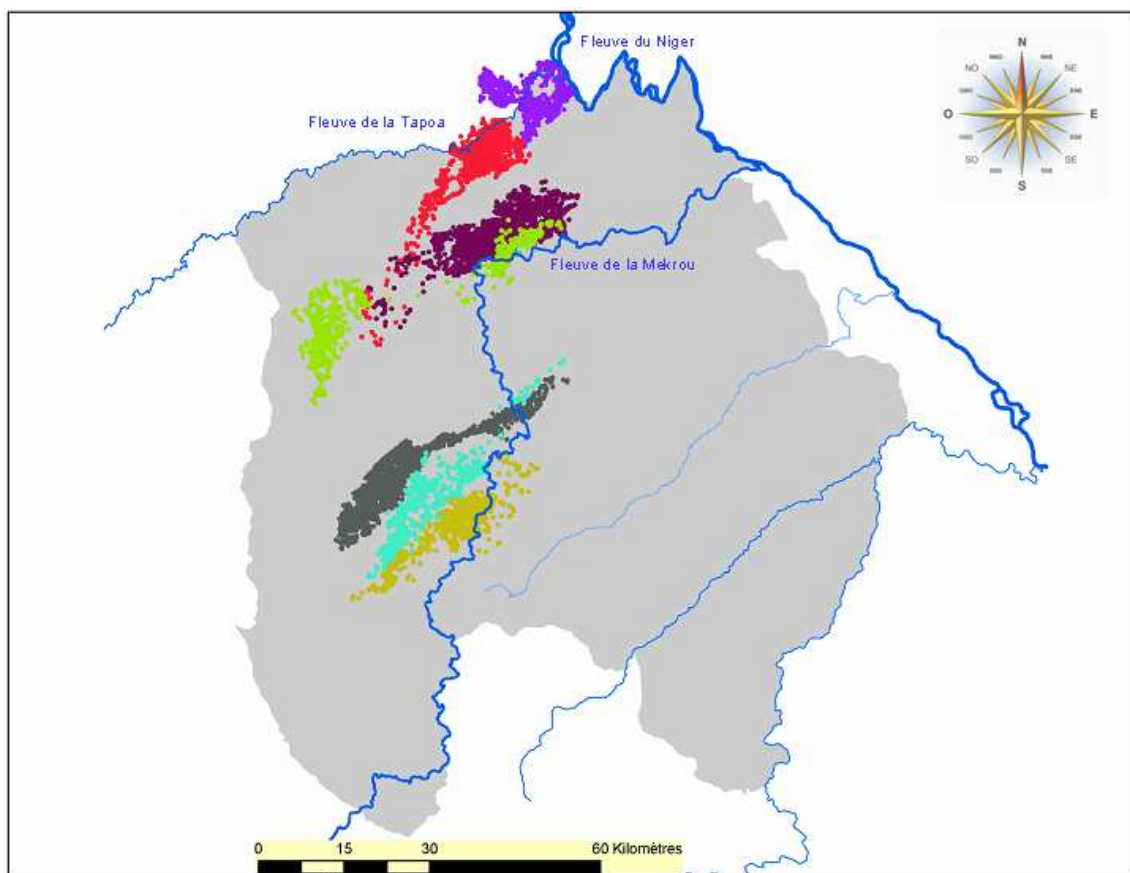


FIG. A.1 —: Déplacement de différents troupeaux de buffles dans le Parc W de la saison sèche à la saison des pluies. Chaque couleur représente un troupeau différent

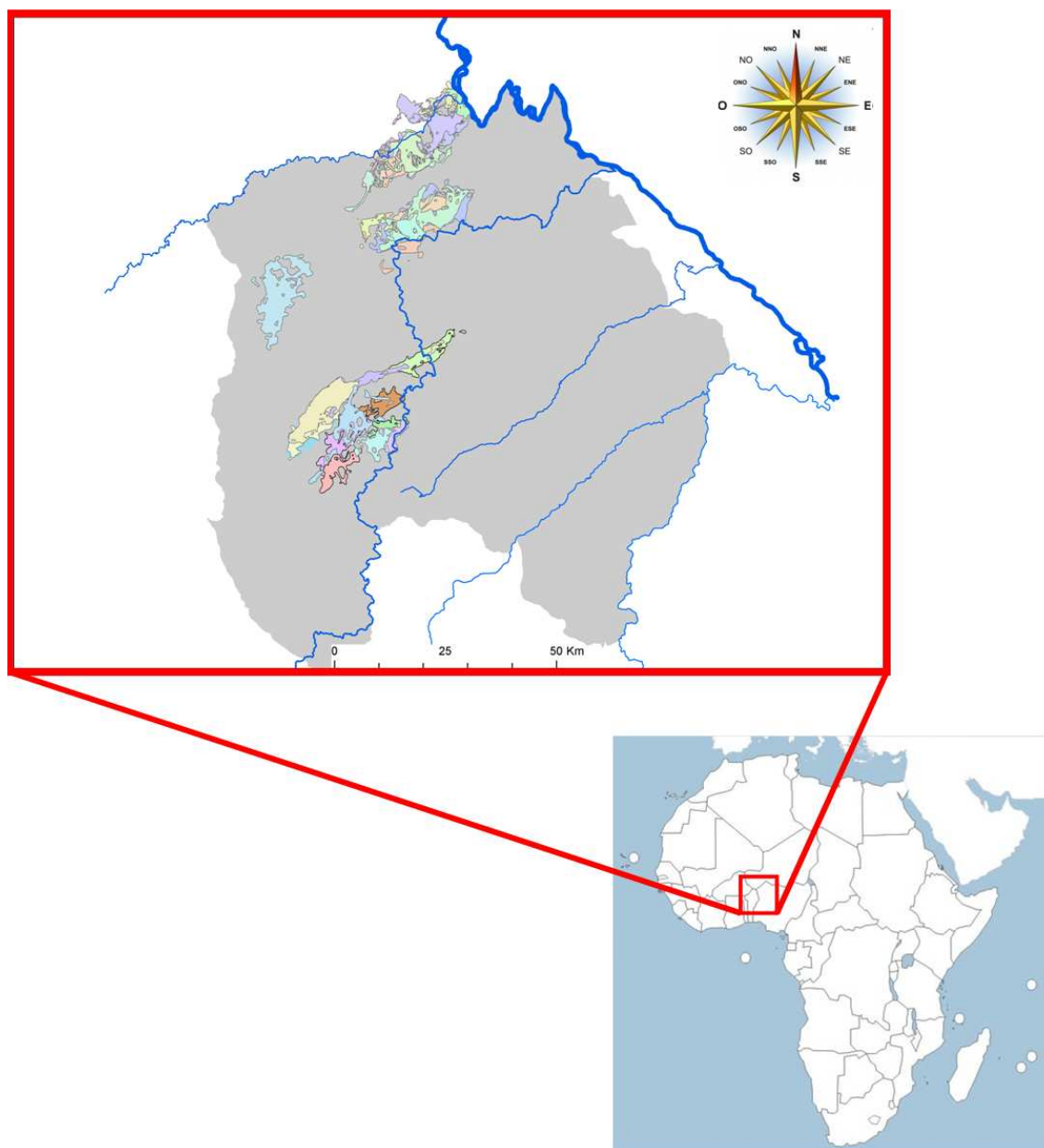


FIG. A.2 –: Localisation du Parc W en Afrique

## Annexe B

### Représentation des mares extraites

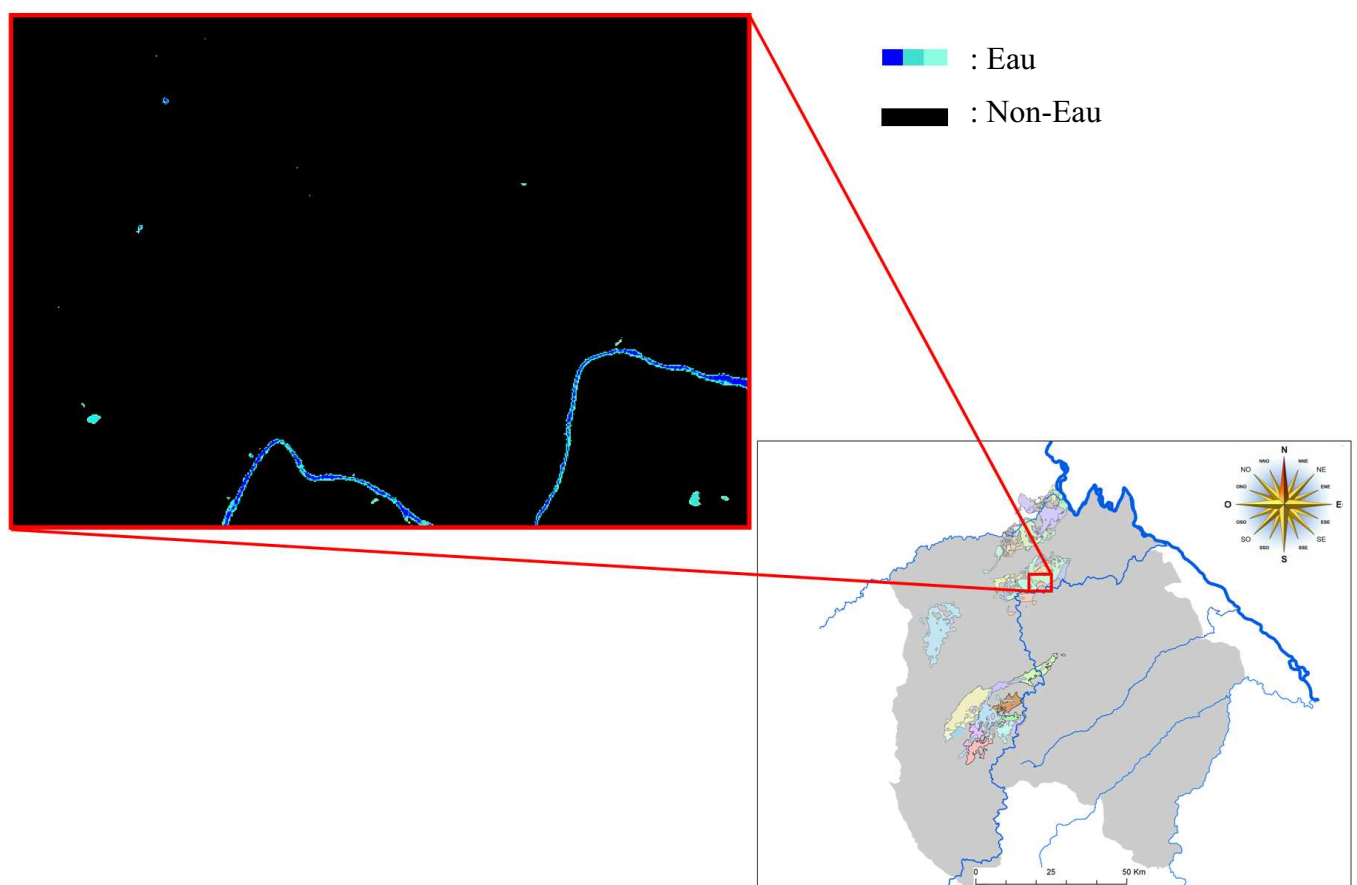


FIG. B.1 –: Masses d’eau extraites par l’indice MNDWI



FIG. B.2 —: Mares extraites après avoir appliqué un filtre

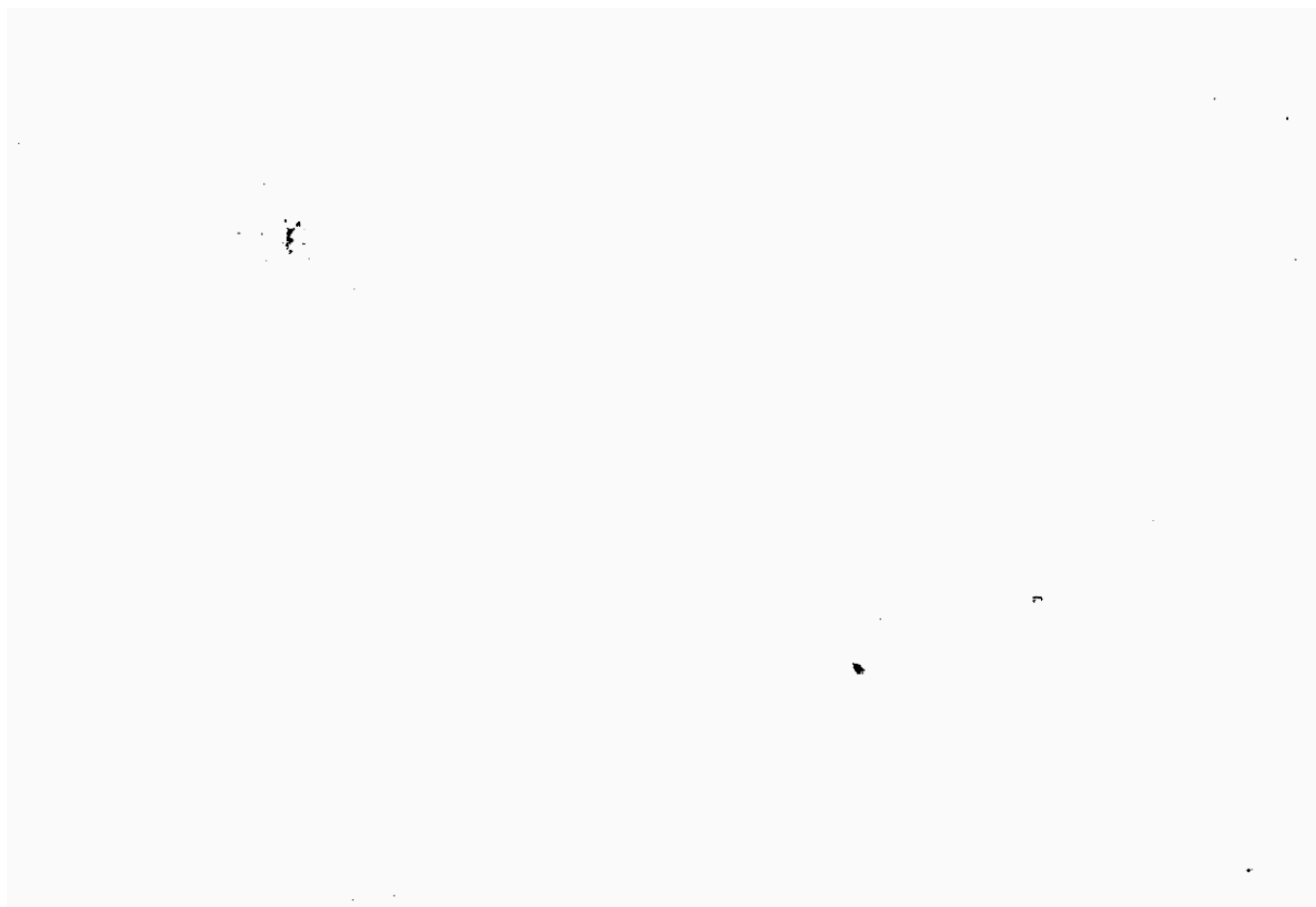


FIG. B.3 –: Mares extraites après avoir appliquer le buffler



## Annexe C

### Zone d'étude

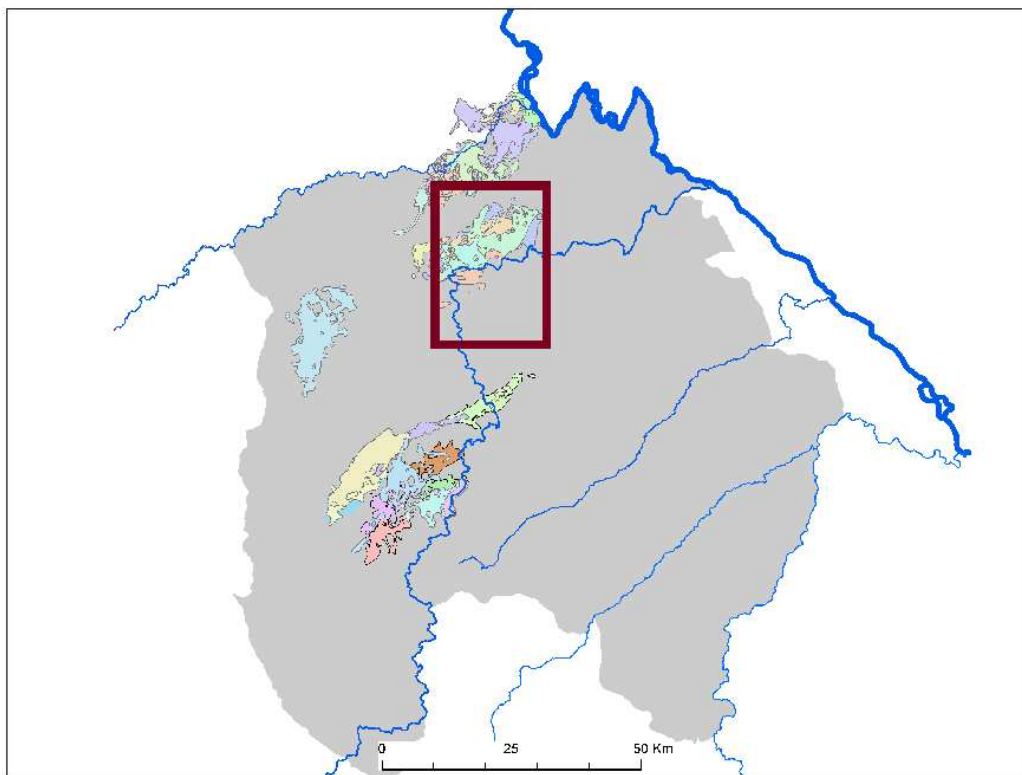


FIG. C.1 —: Notre zone d'étude du Parc W

## Annexe D

### Indice de texture

→ **La variance :**

$$\sigma = \frac{\sum_{i,j=1}^n (X_{i,j} - M)^2}{n - 1} \quad (D.1)$$

Où  $n$  : Nombre de pixel dans la fenêtre de calcul.

$X_{i,j}$  : le compte numérique du pixel de coordonnées (i,j) qui varie dans la fenêtre de calcul.

$M$  : Moyenne de tous les pixels de la fenêtre :

$$M = \frac{\sum_{i,j=1}^n X_{i,j}}{n}$$

→ **Skewness (coefficient de dissymétrie) :**

$$\gamma = \frac{\left| \sum_{i,j=1}^n (X_{i,j} - M)^3 \right|}{(n - 1) \times \sigma^{\frac{3}{2}}} \quad (D.2)$$

Où  $n$  : Nombre de pixel dans la fenêtre de calcul.

$X_{i,j}$  : le compte numérique du pixel de coordonnées (i,j) qui varie dans la fenêtre de calcul.

$M$  : Moyenne de tous les pixels de la fenêtre.

$\sigma$  : La variance

→ **Kurtosis (coefficient d'aplatissement) :**

$$\beta = \frac{\sum_{i,j=1}^n (X_{i,j} - M)^4}{(n - 1) \times \sigma^3} \quad (D.3)$$

## Annexe E

# Programme sous Matlab qui permet d'extraire des fenêtres de pixels

```

close all
% clear all
clc

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% fid_Ch = fopen('raster_mndwi_11.txt','rt');
% Ch=textread('raster_mndwi_11.txt','%s ');
% % Remplace les virgules par des points
% Ch_remplace=remplace_virg(fid_Ch,Ch);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

fid = fopen('raster_mndwi_part2.txt','rt');
% Lecture du fichier .txt du raster
[Raster,nom,taille]=lecture_raster(fid);

fclose(fid);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Projection UTM du Raster
[Coord_UTMx,Coord_UTMy] = Proj_UTM(Raster,taille);

% Localisation des mares
Convertir_UTM_Latlon;

% Taille de la fenetre
Tail_fen = 27;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Création du buffler et du nouveau raster %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
New_raster = zeros(size(Raster)); % Définit mon nouveau raster (matrice)
New_raster = Creat_buffler(Tail_fen,taille,E,N,Coord_UTMx,Coord_UTMy,Raster,New_raster);

```

```

*****

% Reecrit ds un fichier .txt avec les virgules pr que Arcgis puisse le lire
fid_Ch_virg = fopen('D:\Dossier_Matlab\Buffle_by_Matlab\Resultat\Partiel.txt','rt');
Ch_virg=textread('D:\Dossier_Matlab\Buffle_by_Matlab\Resultat\Partiel.txt','%s');

Ch_remplace_virg=remplace_pt(fid_Ch_virg,Ch_virg);

*****
***** Ecriture du fichier .txt du raster *****
*****
fid_out = fopen('D:\Dossier_Matlab\Buffle_by_Matlab\Resultat\Ana_fen27_part_GE_plus.txt','w');
fprintf(fid_out,'%s %f\n','ncols',taille(1));
fprintf(fid_out,'%s %f\n','nrows',taille(2));
fprintf(fid_out,'%s %f\n','xllcorner',taille(3));
fprintf(fid_out,'%s %f\n','yllcorner',taille(4));
fprintf(fid_out,'%s %f\n','cellsize',taille(5));
fprintf(fid_out,'%s %f\n','NODATA_value',taille(6));

for i=1:1:taille(2)
    for j=1:1:taille(1)
        fprintf(fid_out,'%f ',New_raster(i,j));
    end
    fprintf(fid_out,'\n');
end

fclose(fid_out);

function [Raster,nom,taille]=lecture_raster(fid)

% Lit les 6 premières lignes
C = textscan(fid, '%s %f', 6);
nom=C{1};
taille=C{2};

% Dans le fichier on est maintenant a la ligne 7 a partir de la c'est la
% matrice :
format = repmat('%f ',1,taille(1));
format(end) = []; % enleve le dernier espace en trop

Raster = textscan(fid,format);
Raster = [Raster{:}];

end

```

```

function New_raster = Creat_buffler(Tail_fen,taille,E,N,Coord_UTMx,Coord_UTMy,Raster,New_raster)

% Entier par rapport a la fenetre
D = round(Tail_fen/2);

% ligne de référence pour la coorection inverse par rapport à l'otion de
% Arcgis
ligne=Coord_UTMy(1,1)+(Coord_UTMy(taille(2),1)-Coord_UTMy(1,1))/2;

% Dimensionnement suivante X (Nbre de cols)
for i = D:1:taille(2)-(D-1)
    % Dimensionnement suivante Y (Nbre de ligne)
    for j = D:1:taille(1)-(D-1)
        % Parcours le fichier .shp
        for r = 1:1:length(E)
            if (Coord_UTMx(i,j) >= E(r)-(taille(5)*(D-1)) && Coord_UTMx(i,j) <= E(r)+(taille(5)*(D-1)) &&
                Coord_UTMy(i,j) >= N(r)-(taille(5)*(D-1)) && Coord_UTMy(i,j) <= N(r)+(taille(5)*(D-1)))
                % Coordonnee rectificatif recherchee "Rectification"
                Rectif=Coord_UTMy(i,j)-2*(Coord_UTMy(i,j)-ligne);
                % Recherche de la coordonnee rectificatif suivant y
                for n=1:1:taille(2)
                    for m=1:1:taille(1)
                        if (Rectif <= Coord_UTMy(n,m)+taille(5)) && (Rectif >= Coord_UTMy(n,m)-taille(5))
                            ir=n;
                        end
                    end
                end
                clear Rectif
                % Si le point X est ds notre fenetre, il faut garder les valeurs de pixel
                % de toute la fenetre. Soit pour une fenetre de 3*3, on
                % aura une extraction 5*5 pixels
                for z = ir-(D-1):1:ir+(D-1)
                    for w = j-(D-1):1:j+(D-1)
                        if Raster(z,w) ~= taille(6)
                            New_raster(z,w) = Raster(z,w);
                        end
                    end
                end
                clear ir
            end
        end
    end
end

% Mets tous la partie masquée en NODATA
for i=1:1:taille(2)
    for j=1:1:taille(1)
        if (New_raster(i,j) == taille(6)) || (New_raster(i,j) == 0)
            New_raster(i,j) = taille(6);
        end
    end
end
end
end

```

```

***** Sous programme convertir_UTM_latlon*****

*****
** Convertisseur Degres min sec en degrés décimaux **
** et Degres decimaux en UTM **
*****

*** Latitude (données) ***
lat_data_file = fopen('latitude.txt','r'); % Lecture du fichier %
lat_data = fscanf(lat_data_file,'%d %d %f',[3 inf]); % Enregistrement des donnees %
fclose(lat_data_file); % Fermeture du fichier %
clear lat_data_file; % Supression de la variable

*** Longitude (données) ***
lon_data_file = fopen('longitude.txt','r'); % Lecture du fichier %
lon_data = fscanf(lon_data_file,'%d %d %f',[3 inf]); % Enregistrement des donnees %
fclose(lon_data_file); % Fermeture du fichier %
clear lon_data_file; % Supression de la variable

*****

% Les lignes deviennent des colonnes
lat = lat_data';
% b = lat_data';
lon = lon_data';
% d = lon_data';
***** Conversion Latitude *****
b = Conv_lat(lat);

***** Conversion Longitude *****
d = Conv_lon(lon);

***** Paramètre initiaux *****
a = 6378.137; % Rayon à l'equateur en km %
e = 0.0818192; % Excentricite %
NO = 0; % Dans l'hémisphère Nord %
lambda0 = 3; % Longitude du méridien de référence dans le fuseau 31 en deg %
*****

**** Conversion des degres en radian ****
[b,d,lambda0] = Conv_rad(b,d,lambda0);

**** Fonction intermédiaire ****
[v,lambda,S,T,C,k0] = fct_UTM(b,e,d,lambda0);

**** Coordonnées converties en UTM ****
[E,N] = Conv_UTM(v,lambda,S,T,C,k0,a,b,NO);

```

## Annexe F

# Programmation de la fusion IHS sous ERDAS

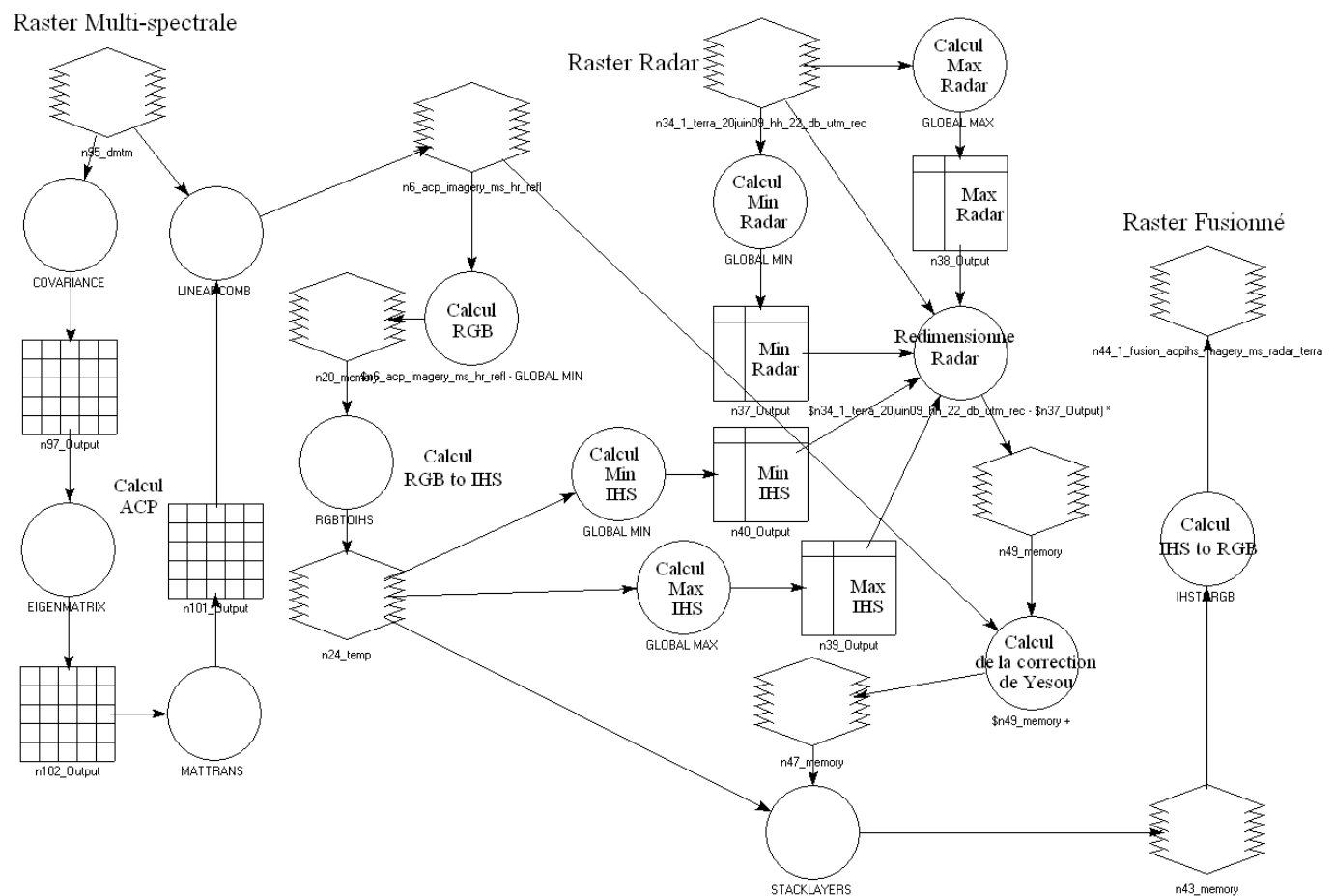


FIG. F.1 –: Schéma du programme de la fusion IHS sous ERDAS

Avec :



: représente un fichier raster



: représente une fonction de calcul



: représente une table de chiffre



## Annexe G

# Programmation d'une méthode appliquée à l'aide d'un indice

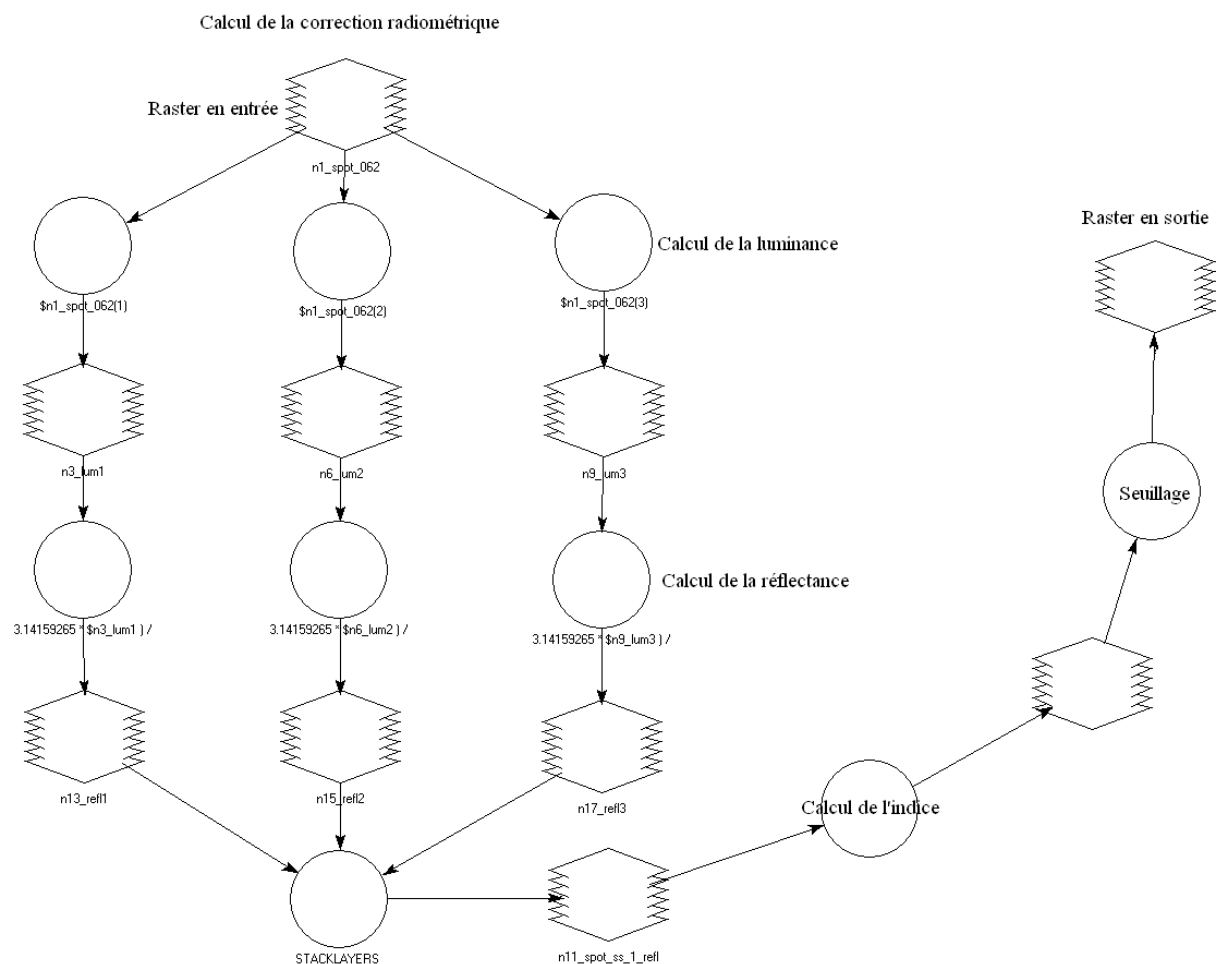


FIG. G.1 —: chéma du programme d'une méthode appliquée à l'aide d'un indice

## Annexe H

### Photographie des mares



FIG. H.1 —: Photo d'une petite mare qui pourrait apparaître comme de la végétation si la résolution spatiale de l'image satellite est trop grande





FIG. H.2 —: Photo d'une grande autre mare

# Bibliographie

- [1] Aviso (archivage, validation et interprétation des données des satellites océanographiques). <http://www.aviso.oceanobs.com/fr/accueil/index.html>.
- [2] Eads astrium. <http://www.astrium.eads.net>.
- [3] Esa (european space agency). <http://earth.esa.int/ALOS/>.
- [4] Evaluation du taux de couverture en fucales en zone intertidale à partir d'imagerie spot, IFREMER REBENT - Institut français de recherche pour l'exploitation de la mer - décembre 2003.
- [5] Nicolas Baghdadi, Mehrez Zribi, Cécile Loumagne, Patrick Ansart, and Thais Paris Anguela. Analysis of terrasars-x data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment* 112, 2008 pp. 4370-4379.
- [6] Régis Bonnefon. *Extraction d'objet cartographiques à partir d'images de télédétection : possibilité d'application à la mise à jour de Systèmes d'Information Géographique*. PhD thesis, Université Paul Sabatier, 2005.
- [7] Régis Caloz and Claude Collet. *Caractéristiques Précis de télédétection - Volume 3 - Traitements numériques d'images de télédétection*. Ellipses marketing edition, Juin 2002.
- [8] Yen-Ben Cheng, Susan L. Ustin, David Riaño, and Vern C. Vanderbilt. Water content estimation from hyperspectral images and modis indexes in southeastern arizona. *Remote Sensing of Environment*, 2008.
- [9] CHUPS. <http://www.chups.jussieu.fr/polys/biostats/>.
- [10] Centre Canadien de Télédétection. Notions fondamentales de la télédétection. [http://cct.rncan.gc.ca/index\\_f.php](http://cct.rncan.gc.ca/index_f.php), Mise en ligne depuis le 25 Septembre 2007.
- [11] Diffusion. <http://planet-terre.ens-lyon.fr/planetterre/XML/db/planetterre/metadata%2FLOM-bilan-radiatif-terre2.xml#id2456129>.
- [12] L. Brengtsson and J. Malm. Using rainfall-runoff modeling to interpret lake level data. *Journal of Paleolimnology* 18, 1997 pp 235-248.
- [13] L. Fritz. Terrasar-x ground segment level 1b product format specification. *Issue*, 13, 2007-257 pages.
- [14] B.C. Gao. Ndwí - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58, 1996 pp 257-266.

- [15] M. Hakdaouif. Traitement de la donnée landsat sous erdas. Centre Régional Africain des Sciences et Technologies de l'Espace en Langue Française affilié à l'ONU.
- [16] M.A. Hardisky, V. Klemas, and R.M. Smart. The influences of soil salinity, growth form and leaf moisture on the spectral reflectance of spartina alterniflora canopies. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 49, 1983 pp 77-83.
- [17] M. Hayashi and G. Van Der Kamp. Simple equations to represent the volume-area-depth relations of shallow wetlands in small topologic depressions. *Journal of Hydrology* 237, 2000 pp 74-85.
- [18] Léa Herzig. Fusion de données pour la cartographie géologique: Images radar, optique: hyperspectrales et de haute résolution spatiale, Laboratoire des Systèmes d'Information Géographique.
- [19] A.W. Illius and T.G. O'Connor. Resource heterogeneity and ungulate population dynamics. *Oikos*, 2000 pp. 283-294.
- [20] SPOT Image. <http://www.spotimage.com/?countryCode=FR&languageCode=fr>.
- [21] N. Jonzen, C. Wilcox, and H.P. Possingham. Habitat selection and population regulation in temporally fluctuating environments. *American Naturalist* 164, 2004 pp. E103-E114.
- [22] F.A. Kruse and G.L. Raines. A technique for enhancing digital colour images by contrast stretching in munsell colour space. *Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1984.
- [23] J.P. Lacaux, Y.M. Tourre, C. Vignolles, J.A. Ndione, and M. Lafaye. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to rift valley fever epidemics in Sénégal. *International Journal of Remote Sensing* 106, 2007 pp 66-74.
- [24] Jean-Luc Mari, Françoise Coppens, and F. Glangeaud. *Traitement du signal pour géologues et géophysiciens*. Technip édition, 2001.
- [25] S.K. McFeeters. The use of the normalized difference water index (ndwi) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17, 2006 pp 1425-1432.
- [26] A. Moghaddamzadeh and N. Bourbakis. A fuzzy region growing approach for segmentation of color images. *Elsevier Sciences*, 1997.
- [27] D.J. O'Connor. Seasonal and long-term variations of dissolved solids in lakes and reservoirs. *Journal of Environmental Engineering* 115, 1989 pp 1213-1234.
- [28] Abdou Ousmane. Reconstitution de chroniques de données hydrologiques anciennes par télédétection. *Natural Resources Management and Environment Department*.
- [29] ALOS products. Information alos palsar products for aden users. *Technical notes, ESA*, 5 Avril 2007.

- [30] C. Puech. Evaluation des capacités d'exploitation des plans d'eau sahéliens par images spot. *VIII<sup>e</sup> journées hydrologiques-Orstom*, Septembre 1992 pp 229-236.
- [31] Colse Aquilberte Romain. Normalisation d'une série temporelle satellitale très haute résolution et application environnementale en nouvelle-calédonie. Master's thesis, 16 Juillet 2008.
- [32] J.W. Rouse, R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering. Monitoring vegetation systems in the great plains with erts. *3<sup>rd</sup> ERTS Symposium*, 1973 pp 48-62.
- [33] Valérie Soti, Annelise Tran, Jean-Stéphane Bailly, Chistian Puech, Danny Lo Seen, and Agnès Bégué. Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009.
- [34] Annelise Tran, Flavie Goutard, Lise Chamaille, Nicolas Baghdadi, and Danny Lo Seen. Remote sensing and avian influenza : a review of satellite image processing methods for extracting key parameters for avian influenza h5n1 virus survival in water. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008.
- [35] E. Tréguier, C. d'Uston, and P. Pinet. Analyse en composantes principales des données géochimique de la mission mars exploration rover.
- [36] D. Troufleaau, A. Beaudoin, A. Vidal, M.S. Moran, D.C. Goodrich, and J. Washburn. Importance des corrections radiométriques dues au relief pour les données sar du satellites ers-i : Applications a l'hydrologie. *X<sup>e</sup> journées hydrologiques - Orstom - Septembre 1994*.
- [37] H.Q. Xu. Modification of normalized difference water index (ndwi) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27, 2006 pp 3025-3033.
- [38] H. Yesou, Y. Besnus, and J. Rolet. Extraction of spectral information from landsat tm data and merger with spot panchromatic imagery: a contribution to the study of geological structures. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 1993.
- [39] Yun Zhang. Problems in the fusion of commercial high-resolution satellite as well as landsat7 images and initial solutions. *Proceedings of Symposium on GeoSpatialTheory, Processing and Applications*, 2002.